

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL



**CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA
CUENCA DEL RÍO MONZÓN**

Tesis

Para optar el título de:

INGENIERO AMBIENTAL

PRESENTADO POR:

RODAS BURGA YACK LUIS

Tingo María-Perú

2024



ACTA DE SUSTENTACION DE TESIS N° 049-2024-FRNR-UNAS

Los que suscriben, Miembros del Jurado de Tesis, reunidos con fecha 14 de Marzo de 2024, a horas 09:10 a.m. de la Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental de la Facultad de Recursos Naturales Renovables para calificar la tesis titulada:

**“CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN
EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN”**

Presentado por el Bachiller **YACK LUIS RODAS BURGA**, después de haber escuchado la sustentación y las respuestas a las interrogantes formuladas por el Jurado, se declara **APROBADO** con el calificativo de **“MUY BUENA”**.

En consecuencia, el sustentante queda apto para optar el Título Profesional de **INGENIERO AMBIENTAL** que será aprobado por el Consejo de Facultad, Tramitándolo al Consejo Universitario para el otorgamiento del Título Correspondiente.

Tingo María, 29 de abril de 2024


Dr. VICTOR M. BETETA ALVARADO
PRESIDENTE


Ing. M.Sc. ABBY S. DA CRUZ RODRIGUEZ
MIEMBRO


Ing. M.Sc. FRANKLIN DIONISIO MONTALVO
MIEMBRO


Ing. M.Sc. SANDRA L. ZAVALA GUERRERO
ASESORA





“Año del Bicentenario, de la consolidación de nuestra Independencia, y de la conmemoración de las heroicas batallas de Junín y Ayacucho”

CERTIFICADO DE SIMILITUD T.I. N° 159 - 2024 - CS-RIDUNAS

El Director de la Dirección de Gestión de Investigación de la Universidad Nacional Agraria de la Selva, quien suscribe,

CERTIFICA QUE:

El Trabajo de Investigación; aprobó el proceso de revisión a través del software TURNITIN, evidenciándose en el informe de originalidad un índice de similitud no mayor del 25% (Art. 3° - Resolución N° 466-2019-CU-R-UNAS).

Programa de Estudio:

Ingeniería Ambiental

Tipo de documento:

Tesis

X

Trabajo de Suficiencia Profesional

TÍTULO	AUTOR	PORCENTAJE DE SIMILITUD
CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN	RODAS BURGA YACK LUIS	12 % Doce

Tingo María, 13 de mayo de 2024



UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
UNIDAD DE GESTIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

Dr. Tomas Menacho Mallqui
JEFE

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL



**CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA
CUENCA DEL RÍO MONZÓN**

Autor	: Yack Luis, Rodas Burga
Asesor de tesis	: Ing. M.Sc. Sandra Lorena, Zavala Guerrero
Objetivo general	: Evaluar el cambio climático al 2050 y su relación con la deforestación en la cuenca del Río Monzón.
Programa de investigación	: Gestión ambiental
Línea de investigación	: Eventos geoespaciales
Eje temático de investigación	: Diseño de modelos de eventos ambientales
Lugar de ejecución	: Cuenca del Río Monzón, Huamalies, Huánuco
Duración	: Inicio : marzo 2023 Término : febrero 2024
Financiamiento	: Propio : 4 494,5 soles

Tingo María-Perú

2024

VICERRECTORADO DE INVESTIGACION
OFICINA DE INVESTIGACION



UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

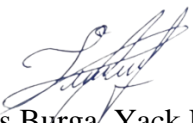
REGISTRO DE TESIS PARA LA OBTENCION DEL
TITULO UNIVERSITARIO, INVESTIGACIÓN DOCENTE
Y TESISTA

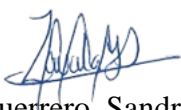
(Resol. N° 113-2019-CU-R-UNAS)

I. Datos Generales de Pregrado

Universidad	:	Universidad Nacional Agraria de la Selva.
Facultad	:	Facultad de Recursos Naturales Renovables.
Título de tesis	:	Cambio climático al 2050 por efecto de la deforestación en la cuenca del Río Monzón.
Autor	:	Rodas Burga, Yack Luis.
Asesor de tesis	:	Ing. Zavala Guerrero, Sandra Lorena.
Escuela Profesional	:	Ingeniería Ambiental.
Programa de investigación	:	Gestión ambiental.
Línea(s) de investigación	:	Eventos geoespaciales.
Eje Temático	:	Diseño de modelos de eventos ambientales.
Lugar de ejecución	:	Cuenca del Río Monzón, Huamalíes, Huánuco.
Duración	:	Inicio : Marzo 2023 Término : Febrero 2024
Financiamiento	:	FEDU : S/ 0.00 Propio : S/ 4,494.50 Otros : S/ 0.00

Tingo María, Perú, mayo 2024


Rodas Burga, Yack Luis
Tesista


Ing. Zavala Guerrero, Sandra Lorena
Asesor

DEDICATORIA

A mi padre Gleicer Rodas Mendoza, por ser mi guía y fortaleza en todo momento, acciones que me han enseñado a valorar su compromiso, dedicación, responsabilidad y fidelidad a sus hijos; por creer plenamente en mi capacidad, por sus consejos que me han ayudado a direccionar mi horizonte, formarme como persona y el profesional que ahora soy. A mis hermanos Keiser, Habraham y Anghie por su cariño, paciencia y confianza, por su sincera amistad y acompañamiento en cada paso que doy en la vida, por ser parte de mi y el motivo de mis anhelos. A mis familiares que me brindaron su apoyo.

¡Lo dedico a ustedes!

AGRADECIMIENTOS

A la madre naturaleza, por darme la oportunidad de vivir en este planeta y permitirme alcanzar la producción de la presente investigación. A mi padre Gleicer Rodas Mendoza, por ser mi principal soporte. A la Universidad Nacional Agraria de la Selva por ser mi alma mater, al Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI) por facilitarme datos meteorológicos permitiendo continuar mi estudio. A mi asesor de tesis, Ing. Sandra Lorena Zavala Guerrero por su apoyo en el desarrollo de mi investigación. A mi jurado por dedicar su tiempo en la revisión, aportes y sugerencias que han contribuido de manera significativa a la calidad de este producto. Especial agradecimiento al Dr. Víctor Manuel Beteta Alvarado por su paciencia y disposición para responder a todas mis consultas. A los docentes que contribuyeron con mi formación profesional. A los que me apoyaron y depositaron su confianza en mi persona.

¡Gracias a todos ustedes!

ÍNDICE

	Página
I. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Objetivo general.....	2
1.2. Objetivos específicos	2
II. REVISIÓN DE LITERATURA.....	2
2.1. Antecedentes	2
2.1.1. Internacionales	2
2.1.2. Nacionales	4
2.2. Marco teórico	5
2.2.1. Recursos forestales a nivel mundial	5
2.2.2. Bosques en el Perú	6
2.2.3. Deforestación en el Perú	6
2.2.4. Deforestación en el valle del Monzón.....	6
2.2.5. Cambio climático	7
2.2.6. Deforestación y cambio climático.....	9
2.2.7. Sistemas de información geográfica y cambios de cobertura vegetal.....	10
2.2.8. Índices de vegetación	11
2.2.9. Exactitud de la clasificación de imágenes satelitales	12
2.2.10. Autocorrelación.....	15
2.2.11. Estudio de datos meteorológicos.....	18
2.3. Marco conceptual	22
2.3.1. Deforestación	22
2.3.2. Clima	22
2.3.3. Cambio climático	22
2.3.4. Cobertura vegetal	22
2.3.5. Sistemas de información geográfica	23
2.3.6. Análisis espacial.....	23
2.3.7. Geoprocesamiento.....	23
2.3.8. Firmas espectrales	23
2.3.9. Teledetección	24
2.3.10. Modelo de análisis	24
2.3.11. Análisis multitemporal.....	24

III. MATERIALES Y MÉTODOS	25
3.1. Lugar de ejecución	25
3.1.1. Características generales de la zona	25
3.2. Materiales y equipos	28
3.2.1. Materiales	28
3.2.2. Software	28
3.2.3. Equipos.....	28
3.3. Metodología	28
3.3.1. Evaluación de la tasa de deforestación producida en el periodo 1987-2022 en la cuenca del Río Monzón.....	28
3.3.2. Evaluación del efecto de la deforestación en la temperatura en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón.....	30
3.3.3. Evaluación del efecto de la deforestación en los niveles de precipitación en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón.....	31
3.3.4. Determinación de la relación entre la deforestación, temperatura y niveles de precipitación en la cuenca del Río Monzón	33
3.3.5. Estimación del cambio de la temperatura y precipitación al año 2050 en la cuenca del Río Monzón	33
3.4. Criterio y análisis del estudio.....	34
3.4.1. Nivel de investigación.....	34
3.4.2. Tipo de investigación	34
3.4.3. Método de investigación	34
3.4.4. Diseño de investigación	34
3.4.5. Población y muestra	34
3.4.6. Análisis de datos.....	35
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	36
4.1. Evaluación de la tasa de deforestación producida en el periodo 1987-2022 en la cuenca del Río Monzón.....	36
4.2. Evaluación del efecto de la deforestación en la temperatura en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón.....	40
4.2.1. Tendencias.....	40
4.2.2. Índices climáticos.....	47
4.2.3. Modelamiento espacial.....	48

4.3. Evaluación del efecto de la deforestación en los niveles de precipitación en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón.....	51
4.3.1. Tendencias.....	51
4.3.2. Índices climáticos.....	54
4.3.3. Modelamiento espacial.....	56
4.4. Determinación de la relación entre la deforestación, temperatura y niveles de precipitación en la cuenca del Río Monzón	57
4.5. Estimación del cambio de la temperatura y precipitación al año 2050 en la cuenca del Río Monzón.....	60
4.5.1. Temperatura máxima.....	61
4.5.2. Temperatura mínima	63
4.5.3. Precipitación.....	65
V. CONCLUSIONES	68
VI. PROPUESTAS A FUTURO.....	69
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	70
VIII. ANEXOS.....	78
8.1. Anexo 1	78
8.2. Anexo 2.....	95
8.3. Anexo 3	105
8.4. Anexo 4.....	107
8.5. Anexo 5.....	123
8.6. Anexo 6.....	142

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla	Página
1. Notación de la matriz de confusión general	12
2. Interpretación del valor estadístico de Kappa.....	13
3. Multinomiales por clase de acuerdo a la matriz de confusión.....	14
4. Exigencias de calidad para cada clase por su uso en forma de hipótesis	15
5. Índices climáticos de precipitación extrema recomendados por la ETCCDI.....	20
6. Índices climáticos de temperatura extrema recomendados por la ETCCDI.....	21
7. Bandas espectrales de Landsat 5 y Landsat 8.....	28
8. Datos principales y complementarios.....	29
9. Índices de temperatura evaluados en la presente investigación	31
10. Índices de precipitación evaluados en la presente investigación.....	32
11. Técnica e instrumentos de recolección de datos.....	35
12. Resumen de temperaturas máximas, mínimas y promedio al inicio de cada periodo	46
13. Resultados de tendencias globales de temperaturas máximas, mínimas y promedio.....	46
14. Resultados de índices de temperatura extrema-Estación Tingo María.....	47
15. Índices de precipitación extrema	54
16. Estimación de la muestra por tipo de cobertura	80
17. Matriz de confusión.....	80
18. Cálculo del porcentaje de acuerdos e índice Kappa	81
19. Multinomiales por clase.....	81
20. Exigencias de calidad	81
21. Área de entrenamiento mayor.....	81
22. Área de entrenamiento menor.....	82
23. Firmas espectrales NDVI por tipo de cobertura	82
24. Análisis de normalidad de las firmas espectrales	82
25. Cobertura vegetal 1987.....	82
26. Cobertura vegetal 1994.....	83
27. Cobertura vegetal 2001.....	83
28. Cobertura vegetal 2008.....	83
29. Cobertura vegetal 2015.....	83
30. Cobertura vegetal 2022.....	84
31. Resumen de cobertura vegetal, suelo desnudos y pastos en porcentaje de área.....	84

32. Análisis multitemporal periodo 1987-1994.....	84
33. Análisis multitemporal periodo 1994-2001.....	84
34. Análisis multitemporal periodo 2001-2008.....	85
35. Análisis multitemporal periodo 2008-2015.....	85
36. Análisis multitemporal periodo 2015-2022.....	85
37. Análisis multitemporal periodo 1987-2022.....	85
38. Incremento, pérdida y áreas sin cambios-análisis multitemporal.....	86
39. Parámetros morfométricos de la cuenca del Monzón.....	86
40. Resultado de tendencias globales de temperatura y precipitación.....	95
41. Índices climáticos RclimDex.....	95
42. Resultados de correlación NDVI vs precipitación.....	105
43. Resultados de correlación NDVI vs temperatura máxima.....	105
44. Resultados de correlación NDVI vs temperatura mínima.....	105
45. Precipitación total mensual en mm - Estación Tingo María.....	107
46. Temperatura máxima en °C - Estación Tingo María.....	108
47. Temperatura mínima en °C - Estación Tingo María.....	109
48. Temperatura promedio en °C - Estación Tingo María.....	110
49. Precipitación en mm proyectada al año 2050.....	111
50. Temperatura máxima en °C proyectada al año 2050.....	112
51. Temperatura mínima en °C proyectada al año 2050.....	113

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura	Página
1. Tipos de autocorrelación espacial.....	16
2. Ubicación geográfica de la cuenca del Río Monzón.	25
3. Cobertura vegetal al inicio de cada periodo.	36
4. Porcentaje de incremento y pérdida de cobertura vegetal por periodos.	37
5. Incremento y pérdida de cobertura vegetal entre 1987 y 2022.....	38
6. Temperatura máxima mensual-Estación Tingo María, 1987 - 2022.....	40
7. Temperatura máxima mensual anual.....	41
8. Temperatura máxima anual.	41
9. Tendencia anual de la temperatura máxima.	42
10. Temperatura mínima mensual-Estación Tingo María, 1987 - 2022.....	42
11. Temperatura mínima mensual anual.....	43
12. Temperatura mínima anual.....	43
13. Tendencia anual de la temperatura mínima.....	44
14. Temperatura promedio mensual-Estación Tingo María, 1987 - 2022.....	44
15. Temperatura promedio mensual anual.	45
16. Temperatura promedio anual.....	45
17. Tendencia anual de la temperatura promedio.....	46
18. Modelamiento espacial temperatura máxima periodo 1987-2022.	49
19. Modelamiento espacial temperatura mínima periodo 1987-2022.....	50
20. Precipitación mensual-Estación Tingo María, 1987 - 2022.	52
21. Precipitación mensual anual.	52
22. Precipitación anual.	53
23. Precipitación anual acumulada.	53
24. Tendencia anual de la precipitación.	54
25. Modelamiento espacial precipitación anual acumulada periodo 1987-2022.....	56
26. Matriz de correlación cobertura vegetal vs temperatura máxima.....	58
27. Matriz de correlación cobertura vegetal vs temperatura mínima.	58
28. Matriz de correlación cobertura vegetal vs precipitación.....	59
29. Datos históricos originales de la estación Tingo María 1987-2022.	61
30. Serie temporal de temperatura máxima proyectada al 2050.....	61
31. Distribución anual de temperatura máxima proyectada al 2050.	62

32. Distribución mensual de temperatura máxima proyectada al 2050.....	62
33. Serie temporal de temperatura mínima proyectada al 2050.	63
34. Distribución anual de temperatura mínima proyectada al 2050.	64
35. Distribución mensual de temperatura mínima proyectada al 2050.	64
36. Serie temporal de precipitación proyectada al 2050.....	65
37. Distribución anual de precipitación proyectada al 2050.	65
38. Distribución mensual de precipitación proyectada al 2050.....	66
39. Curva hipsométrica y secciones de área de la cuenca Monzón.....	87
40. Perfil longitudinal de cauce principal.....	88
41. Dispersión normal de la firma espectral NDVI – pastos.....	88
42. Dispersión normal de la firma espectral NDVI – arbustos.....	89
43. Dispersión normal de la firma espectral NDVI – bosque denso.	89
44. Diagrama de cajas de firmas espectrales NDVI por tipo de cobertura.....	90
45. Área de entrenamiento menor y mayor-firmas espectrales NDVI.	90
46. Cálculo del NDVI – área de entrenamiento.....	91
47. Reclasificación por tipo de cobertura con firmas espectrales definidas.	91
48. Extracción de bosque denso a nivel de cuenca 2022 y zona de exclusión.	92
49. Análisis multitemporal periodo 2015-2022.....	92
50. Modelo de geoprociamiento para la detección de cobertura vegetal.	93
51. Modelo de geoprociamiento - detección de cambios de cobertura vegetal.....	94
52. Temperatura máxima mensual anual - datos corregidos.	97
53. Temperatura máxima anual - datos corregidos.....	97
54. Distribución normal de temperatura máxima anual - datos corregidos.....	98
55. Temperatura mínima mensual anual - datos corregidos.....	98
56. Temperatura mínima anual - datos corregidos.	99
57. Distribución normal de temperatura mínima anual - datos corregidos.	99
58. Temperatura promedio mensual anual - datos corregidos.....	100
59. Temperatura promedio anual - datos corregidos.	100
60. Distribución normal de temperatura promedio anual - datos corregidos.	101
61. Precipitación mensual anual - datos corregidos.	101
62. Precipitación anual - datos corregidos.....	102
63. Distribución normal de precipitación anual - datos corregidos.....	102
64. Reporte de autocorrelación espacial - Temperatura máxima y mínima.	103
65. Reporte de autocorrelación espacial – Precipitación.....	103

66. Análisis espacial datos meteorológicos.	104
67. Análisis de tendencias de datos meteorológicos con RStudio.....	104
68. Extracción de datos de NDVI mediante puntos.....	106
69. Análisis de correlación en Python.	106
70. Temperatura máxima Est. Tingo María vs GCM-CMIP5.....	114
71. Temperatura máxima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.	114
72. Dispersión temperatura máxima Est. Tingo María vs GCM ajustado.....	115
73. ECDF temperatura máxima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.	115
74. Temperatura máxima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado al 2050.	116
75. Temperatura máxima al 2050.	116
76. Temperatura mínima Est. Tingo María vs GCM-CMIP5.....	117
77. Temperatura mínima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.	117
78. Dispersión temperatura mínima Est. Tingo María vs GCM ajustado.	118
79. ECDF temperatura mínima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.	118
80. Temperatura mínima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado al 2050.	119
81. Temperatura mínima al 2050.....	119
82. Precipitación Est. Tingo María vs GCM-CMIP5.	120
83. Precipitación Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.....	120
84. Dispersión precipitación Est. Tingo María vs GCM ajustado.....	121
85. ECDF precipitación Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.....	121
86. Precipitación Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado al 2050.....	122
87. Precipitación al 2050.	122
88. Proyección de datos meteorológicos con Python.	123
89. Trabajo de campo – área de entrenamiento sector 1 – C. P. de Chaupiyacu, Monzón. ..	123
90. Preparación del plan de vuelo (drone) - sector 1 - área de entrenamiento.	124
91. Configuración de GPS para registrar coordenadas del área de entrenamiento.....	124
92. Registro de coordenadas sector 1 – área de entrenamiento.	125
93. Sector 2 del área de entrenamiento.....	125
94. Registro de coordenadas sector 2 – área de entrenamiento.	126
95. Toma aérea sector 1- área de entrenamiento.	126
96. Toma aérea 1 C. P. Chaupiyacu, Monzón.	127
97. Toma aérea 2 C. P. Chaupiyacu, Monzón.	127

RESUMEN

El presente estudio examina la relación entre el cambio climático y la deforestación en la cuenca del Río Monzón, con el propósito de proyectar las condiciones climáticas para el año 2050. Se empleó el análisis espacial con imágenes satelitales Landsat 5 y Landsat 8 para evaluar la deforestación en el periodo 1987-2022 mediante el análisis multitemporal de cobertura vegetal. Se estimaron las tendencias históricas de temperatura y precipitación con el método de Mann-Kendall a través de un script en R que incluye la corrección de valores atípicos y la imputación de datos faltantes mediante el algoritmo MICE, los índices climáticos extremos se calcularon con RclimDex. Para el modelamiento espacial, se utilizó la interpolación de Kriging ordinario con datos de 15 estaciones piloto del producto grillado PISCO. La relación entre la deforestación y las variables meteorológicas se evaluó mediante la correlación espacial de Pearson. Para proyectar el clima al 2050, se emplearon datos de la estación meteorológica Tingo María y modelos climáticos globales CMIP5 generando modelos de ajuste en Python que fueron entrenados por el algoritmo de aprendizaje automático Random Forest para escalar datos globales a la estación local.

Los resultados revelan una tasa anual de deforestación del -0,18% en la cuenca del Monzón, así como un aumento de la temperatura de 0,25°C en los últimos 36 años, sin cambios significativos en los niveles de precipitación. Se determinó que la temperatura y la precipitación no guardan una relación directa con la deforestación en la cuenca del Río Monzón. Se proyecta un aumento de 0,29°C en la temperatura promedio para el 2050, mientras que no se esperan cambios significativos en las precipitaciones.

Palabras clave: cambio climático, cobertura vegetal, análisis espacial, aprendizaje automático.

ABSTRACT

The present study examined the relationship between climate change and the deforestation of the Monzon river watershed, with the purpose of projecting the climate conditions for the year 2050. A spatial analysis was used with Landsat 5 and Landsat 8 images, in order to evaluate the deforestation from the 1987 – 2022 period, through the use of the multitemporal analysis of the ground cover. The historic tendencies of the climate and precipitation were estimated using the Mann-Kendall method, as well as an R script that included the correction of the atypical values and the imputation of the missing data through the use of the MICE algorithm; the extreme climate indices were calculated using RclimDex. For the spatial modeling, ordinary Kriging interpolation was used with data from from PISCO (acronym in Spanish) for fifteen pilot stations. The relationship between the deforestation and the meteorological variables was evaluated using Pearson's spatial correlation. In order to project the climate through 2050, data from the Tingo Maria meteorological station was used, as well as, the CMIP5 global climate fit models in Python, which were trained by Random Forest machine learning algorithms in order to scale global data for the local station.

The results revealed an annual deforestation rate of -0.18% at the Monzon watershed, as well as an increase in the temperature, by 0.25°C, in the final thirty six years; without significant changes in the precipitation levels. It was determined that the deforestation of the Monzon watershed had no direct relationship with the temperature nor the precipitation. It was projected that the average temperature will increase by 0.29°C by the year 2050, while significant changes in the precipitation are not expected.

Keywords: climate change, ground cover, spatial analysis, machine learning.

I. INTRODUCCIÓN

El cambio climático es uno de los desafíos más apremiantes que enfrenta la humanidad en el siglo XXI. Este fenómeno se manifiesta a través de una serie de alteraciones en los patrones climáticos globales, con consecuencias significativas en la dimensión ambiental, social y económica. A nivel global, el cambio climático se manifiesta en el aumento de la temperatura promedio de la Tierra, el derretimiento de los casquetes polares, la acidificación de los océanos y la intensificación de fenómenos meteorológicos extremos, como huracanes, sequías e inundaciones. Estos cambios tienen consecuencias directas en la biodiversidad, ecosistemas y seguridad alimentaria mundial.

El constante aumento de la población genera un incremento de las demandas sociales, entre ellas se tiene la alimentación como demanda más significativa, para enmendar estos requerimientos se necesita un incremento de la producción agrícola, que no sólo está orientado a producir sino a generar ingresos económicos, es así que se viene dando una expansión desmedida de las áreas agrícolas en todo el mundo; la expansión agrícola amenaza los bosques y la biodiversidad existente dado que el aprovechamiento del terreno significa cambiar totalmente el uso del suelo, lo cual implica una pérdida de cobertura vegetal (deforestación). Se ha estimado que entre el 10% y 20% de las emisiones de Gases de Efecto Invernadero (GEI) es aportada por la deforestación (Monjardín Et al., 2017), afectando negativamente al ambiente, estos cambios interfieren en el clima y ciclos biogeoquímicos de compuestos orgánicos generando pérdidas de biodiversidad, reducción de la oferta hídrica local y regional.

En el contexto nacional, el Perú se enfrenta a diversos desafíos derivados del cambio climático. La variabilidad climática afecta especialmente a las regiones andinas y amazónicas, donde se observa el retroceso de los glaciares, disminución de la disponibilidad de agua dulce y el aumento de eventos climáticos extremos. Estos impactos amenazan la agricultura, infraestructura y salud pública, exacerbando las desigualdades sociales y económicas en el país.

En la cuenca del Río Monzón, el cambio climático se entrelaza con la actividad agrícola y la deforestación. La expansión de la agricultura ha llevado a la deforestación de vastas áreas de bosques, alterando los ciclos hidrológicos naturales y aumentando la vulnerabilidad de la región a fenómenos climáticos adversos, como inundaciones y deslizamientos de tierra. Estos cambios afectan directamente a las comunidades locales, su subsistencia y desarrollo económico.

El uso de la tecnología como los Sistemas de Información Geográficas (SIG) juegan un papel importante en la administración de los recursos naturales, modelamiento y predicción de variables ambientales. Estas herramientas permiten recopilar, analizar y visualizar datos geoespaciales, proporcionando una representación detallada de los cambios ambientales a lo largo del tiempo y el espacio. Mediante el uso de imágenes satelitales, sensores remotos y modelos

climáticos, los SIG pueden identificar patrones de deforestación, cambios en el uso del suelo, variaciones en la cobertura de hielo y otros indicadores clave del cambio climático. Esta información geoespacial no solo ayuda a evaluar la magnitud y la velocidad del cambio climático, sino que también facilita la planificación de medidas de adaptación y mitigación. Al integrar datos climáticos con información socioeconómica y ambiental, los SIG permiten a los científicos, responsables de políticas y comunidades locales tomar decisiones informadas y oportunas para abordar los desafíos del cambio climático de manera eficaz con miras a minimizar impactos ambientales futuros.

En la presente investigación mediante el uso de códigos de programación avanzados en Python y aprovechando al máximo la tecnología disponible, se explora a detalle los impactos del cambio climático en la cuenca del Río Monzón mediante el análisis multitemporal de cobertura vegetal. Además, se lleva a cabo un estudio exhaustivo y modelado de variables climáticas como la precipitación y temperatura, con el fin de evaluar la relación entre el cambio climático y la deforestación. Este análisis permitió proyectar posibles escenarios climáticos para el año 2050, proporcionando una visión integral de los efectos esperados en la región.

En función a lo expuesto anteriormente se presenta el problema mediante la siguiente interrogante: ¿Qué relación existe entre el cambio climático al 2050 y la deforestación en la cuenca del Río Monzón? En respuesta a ello se suscita la siguiente hipótesis: el cambio climático al 2050 está relacionado directamente con la deforestación en la cuenca del Río Monzón.

1.1. Objetivo general

Evaluar el cambio climático al 2050 y su relación con la deforestación en la cuenca del Río Monzón.

1.2. Objetivos específicos

- Evaluar la tasa de deforestación producida en el periodo 1987-2022 en la cuenca del Río Monzón.
- Evaluar el efecto de la deforestación en la temperatura en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón.
- Evaluar el efecto de la deforestación en los niveles de precipitación en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón.
- Determinar la relación entre la deforestación, temperatura y niveles de precipitación en la cuenca del Río Monzón.
- Estimar el cambio de la temperatura y precipitación al año 2050 en la cuenca del Río Monzón.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. Antecedentes

2.1.1. Internacionales

De acuerdo con el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC, 2023) en su sexto informe de evaluación – informe de síntesis AR, en el apartado cambio climático futuro, señala que las continuas emisiones de gases de efecto invernadero llevarán a un calentamiento global del planeta; en base a los escenarios considerados y las trayectorias modeladas, la mejor estimación señala que se alcanzará 1,5°C de aumento a corto plazo. El calentamiento global seguirá aumentando al año 2040 principalmente por el aumento de emisiones acumuladas de CO₂ y cada incremento intensificará múltiples peligros para la vida en el planeta. En el informe de “calentamiento global de 1,5°C” publicado en el 2019, la temperatura media observada para 2006 – 2015 fue 0,87°C más alta que en el periodo 1850 – 1900, el nivel de calentamiento global observado es de $\pm 20\%$, aumentando 0,2°C por década. A corto plazo, es más probable que el calentamiento global alcance 1,5°C incluso bajo el escenario de emisiones de GEI muy bajo (SSP1-1.9), muy probable que supere los 1,5°C en escenarios de emisiones altas. Las estimaciones para el periodo 2081-2100, para un escenario de emisiones de GEI muy bajo (SSP1-1.9) abarca un valor de 1,4°C, para un escenario de GEI intermedio (SSP2-4.5) 2,7°C, y para un escenario de GEI muy alta (SSP5-8.5) 4,4°C.

Zeppetello Et al. (2020) en su investigación “la deforestación tropical a gran escala impulsa el calentamiento extremo”, utilizó datos de satélite para medir las fluctuaciones de temperatura en áreas de la selva tropical en el Amazonas, Sudeste Asiático y el Congo donde se ha producido la deforestación. Descubrió que la temperatura local en estos lugares aumentó más de lo previsto en más de un siglo de cambios climáticos en el peor escenario de emisiones. Según el autor, el aumento de temperatura más extremo se encuentra en zonas de la selva tropical con grandes extensiones de deforestación.

Silva Et al. (2023) en su investigación “Deforestación e incendios en la Amazonía brasileña de 2001 a 2020: impactos en la variabilidad de las precipitaciones y la temperatura de la superficie terrestre” analiza la deforestación y las áreas quemadas considerando sus impactos en los niveles de precipitación y temperatura superficial del suelo (LST); utilizando métodos y procedimientos basados en Google Earth Engine mapea la evolución de LST, cobertura vegetal mediante índices de vegetación, mapeo de incendios,

análisis de lluvia y LST, la influencia del clima y la cobertura del suelo en los procesos hidrogeológicos mediante el método de regresión ponderada geográfica. Señala que existe variaciones significativas en el cambio de uso y cobertura del suelo (LULC), las principales zonas donde ocurrieron los incendios registran aumentos del 82 y 92% de las áreas deforestadas en los periodos 2001-2005 y 2005-2010 respectivamente. Concluye que las áreas deforestadas aumentaron en las últimas décadas, los niveles de precipitación disminuyeron y las LST aumentaron.

Zvobgo y Tsoka (2021) en su investigación “Tasa de deforestación y causas en la cuenca alta de Manyame, Zimbabwe: Implicaciones para lograr los objetivos nacionales de mitigación del cambio climático” estudia la deforestación en la cuenca Upper Manyame con criterios de cambios en el uso de suelos y cobertura vegetal en el periodo 1990 y 2020, para ello utilizó imágenes Landsat, encuestas y entrevistas a los hogares del área de investigación. Menciona que durante 30 años la cuenca evaluada perdió el 9,4% de área vegetal debido a cambios en el uso del suelo donde señala que la principal causa de deforestación fue la expansión urbana y la agricultura extensiva principalmente de tabaco, estimó además que en 10 años la cuenca perderá el 3,3% de su cobertura vegetal; por lo que concluye que la agricultura y la infraestructura son los principales impulsores antropogénicos de la deforestación, por consiguiente, se acelera el calentamiento global y aumenta los riesgos del cambio climático.

Philippe y Karume (2019) en su investigación “Evaluación del cambio de la cubierta forestal y los puntos críticos de deforestación” en la provincia de Kivu del Norte República Democrática del Congo llevó a cabo un estudio con ayuda de sensores remotos y SIG para evaluar los cambios en la cubierta de la tierra e identificar puntos críticos de deforestación. Utilizó imágenes satelitales Landsat 7 ETM+ y Landsat 8 OLI/TIRS para medir los cambios de cobertura vegetal entre 2001 y 2015, aplicando técnicas de clasificación supervisada con el software ArcGIS 10.3 y ERDAS Image 2014. Además, se identificaron puntos críticos de deforestación con herramientas estadísticas espaciales como Getis-Ord (GI) y Autocorrelación Espacial (Global Moran I). Los resultados muestran un cambio general en la pérdida de bosques de 1 381 003 ha (30%) y una ganancia forestal de 404 380 ha (9%), concluyendo que la agricultura es el principal factor que contribuye a la pérdida de bosques con un 89,66%.

Chaddad Et al. (2022) en su investigación “Impacto de la deforestación inducida por la minería en la temperatura de la superficie del suelo y las reservas de carbono: un estudio de caso utilizando sensores remotos en la selva amazónica” evaluó la evolución de la deforestación causada por la minería a tajo abierto (mina de cobre Salobo) y su impacto en la temperatura superficial del suelo y las reservas de carbono mediante el uso de técnicas de teledetección. Realizó un análisis multitemporal con imágenes Landsat (periodo 2005-2020) aplicando el método del Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) para la estimación de cobertura vegetal teniendo como resultado que la minería se ha expandido de 0,9 a 2 214 ha con un aumento de 10°C en la temperatura superficial; la temperatura entre el tajo y el bosque varía de 30 a 40°C, mientras que la temperatura en los bordes del bosque aumentó en 4°C. Determina que el coeficiente de correlación entre la temperatura del suelo expuesto y la deforestación minera es de 0,66; en cuanto a las emisiones de CO₂ pasó de 0,005 Tg CO₂ en 2005 a 1,82 Tg CO₂ en 2020.

2.1.2. Nacionales

De acuerdo con el MINAM (2016) en su informe “El Perú y el cambio climático” muestra sus resultados de las proyecciones del clima a escala nacional usando escenarios de emisiones RCP 4.5, RCP 8.5 y modelos climáticos globales CanESM2, CNRM-CM5 y MPI-ESM-MR logrando obtener hasta seis proyecciones, observaron incrementos en los promedios de precipitación y temperatura. Los modelos CanESM2 y MPI-ESM-MR para precipitación, muestran resultados similares con incrementos promedio de 10% y 20% para el periodo 2036 -2065, mientras que el modelo CNRM-CM5 proyecta menores cambios. Respecto a la temperatura, los modelos CNRM-CM5 y el CanESM2 muestran estimaciones más débiles y fuertes respectivamente, mientras que el MPI ESM-MR proyecta resultados moderados. Para el periodo 2036 – 2065, se estima incrementos en la temperatura promedio de 2°C a 3°C, 4°C para la temperatura máxima y 6°C para la temperatura mínima.

De acuerdo con los escenarios de cambio climático al 2050 evaluados en la Cuenca del Río Piura por el SENAMHI (2005) utilizando modelos de Circulación General de la Atmósfera (MCG) los cuales provienen de siete Centros de Predicción del Clima y Cambio Climático siendo los modelos ECHAM4/OPYC3, HADCM3, CSIRO-Mk2, NCAR-CSM, CGCM2, CCSR/NIES y R30. De los resultados de precipitación, las tendencias sugieren que los niveles de precipitación no presentarán mayores cambios; mientras que la temperatura máxima del aire tiende a calentarse en las zonas bajas de la cuenca entre 0,9°C y 1°C, al igual que la temperatura mínima que será notoria en la cuenca alta y media con aumentos entre 0,3°C

y 0,7°C; por otro lado, para la temperatura media se observan tendencias positivas entendiéndose como calentamiento con repercusiones significativas en la cuenca baja, mientras que para la cuenca alta y media estos incrementos se esperan entre las estaciones de invierno y primavera, mientras que para otoño se prevé tendencias negativas.

Layza Et al. (2018) en su trabajo “la deforestación y el cambio climático en la provincia de San Martín-Perú periodo: 1973 al 2014”, señala que la provincia de San Martín experimentó una disminución significativa de pérdida de bosques en el período comprendido entre 2007 y 2014, pasando del 26,86% al 22%, reduciéndose 4,86% en 8 años equivalente a una tasa anual de -0,61% debido a programas de recuperación de zonas forestales. Además, determinó que existe una relación directamente proporcional entre la deforestación y la temperatura con un grado de asociación del 66,28%. Sin embargo, en comparación, la relación entre la deforestación, la humedad relativa y precipitación es inversa con grados de asociación del 68,71% y 63,30% respectivamente. Por lo tanto, concluye que la deforestación influye directamente en el cambio climático disminuyendo la cantidad de calor consumido y reduciendo la absorción de energía calorífica emitida por el sol.

2.2. Marco teórico

2.2.1. Recursos forestales a nivel mundial

En la Evaluación de los Recursos Forestales Mundiales (FRA) realizada por la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO, 2020), estima que hay alrededor de 4 060 millones de hectáreas de bosques que cubren alrededor del 31% de la superficie terrestre del mundo. El 93% de estos bosques son naturales y el 7% han sido plantados, tanto en plantaciones de silvicultura intensiva como en otros tipos de plantaciones forestales. La mayoría de los bosques se encuentran en regiones tropicales y subtropicales (56%), regiones boreales (27%) y regiones templadas (16%). Los países con mayor cobertura forestal son China, Rusia, Brasil, Canadá y Estados Unidos, que en conjunto concentran el 54% de la cobertura total. Además, de los 726 millones de hectáreas de bosques, el 18% se encuentran en áreas naturales protegidas, con el 31% de esas áreas en América del Sur.

2.2.2. Bosques en el Perú

El territorio de Perú está cubierto en más del 60% por bosques, lo que lo convierte en la undécima área forestal más grande del mundo. También es el cuarto país con mayor cobertura de bosques tropicales y el segundo con mayor superficie de bosques amazónicos. Más del 94,6% (68 millones de hectáreas) de las 72 083 263 hectáreas de bosque del Perú pertenecen a la región amazónica, el 5,1% (3,7 millones de hectáreas) a la región costera y el 0,22% (0,22 millones de hectáreas) a la región montañosa. En 2017, se estimó que más de 60 millones de hectáreas son bosques primarios, aproximadamente 9,5 millones de hectáreas son bosques de llanura aluvial, 0,12 millones de hectáreas son bosques plantados y más de 3,6 millones de hectáreas forman parte de otra cobertura forestal, sumando a un total de 73 millones de hectáreas de bosques amazónicos (SERFOR y INEI, 2021).

2.2.3. Deforestación en el Perú

Las principales causas de la deforestación en la Amazonía peruana son la agricultura a pequeña escala, la minería y la construcción de carreteras. La principal causa de la degradación forestal es la tala ilegal, que afecta a unos 2 849 km² de bosques al año en el Perú, con más del 80% de operaciones de tala ilegal. Además de tener un impacto en la vida silvestre, la pérdida de bosques también es responsable de aproximadamente la mitad de las emisiones de gases de efecto invernadero, solo después de la quema de combustibles fósiles es una de las principales fuentes mundiales de emisiones de CO₂ provocadas por la deforestación y la degradación forestal (Smith y Schwartz, 2015).

2.2.4. Deforestación en el valle del Monzón

Uno de los mayores inconvenientes de la región del Río Monzón es su inaccesibilidad debido a su ubicación apartada. Los agricultores talan e incendian los bosques originales, lo que resulta en un suelo con poca protección que se erosiona rápidamente por las lluvias tropicales, afectando la biodiversidad del lugar (Huamán y Mesías, 2010).

Según la Municipalidad distrital de Monzón (2011), las localidades de Camote y Matapalo, ambas en el distrito de Monzón, tienen una alta tasa de suelos degradados debido a la agricultura migratoria y la deforestación para la producción de hoja de coca. Esto ha resultado en una progresiva pérdida de áreas boscosas año tras año lo que afecta las zonas altas que proporcionan agua a las comunidades circundantes y zonas bajas.

2.2.5. Cambio climático

De acuerdo con Greenpeace (2020), el cambio climático es el mayor desafío ambiental al que se enfrenta la humanidad, y casi 200 países han llegado a un acuerdo para establecer un límite máximo de 1,5 grados centígrados de aumento de la temperatura global.

El tema del cambio climático, sus causas y sus consecuencias ha sido motivo de preocupación pública durante muchas décadas. A pesar de esto, aún existen falsas creencias sobre el cambio climático y no todos son plenamente conscientes de sus efectos. El término "cambio climático " refiere a un cambio en el clima causado por la actividad humana, ya sea directa o indirectamente. Este cambio, además de los cambios naturales del planeta, altera la composición de la atmósfera del mundo, en la Tierra existen ciclos climáticos naturales que se repiten periódicamente (AQUAE, 2021). Ciertos componentes del sistema climático, como la temperatura de la superficie terrestre y del océano, así como la distribución de las lluvias, han experimentado cambios rápidos en los últimos años, estos cambios se pueden ver en escalas de tiempo de décadas (Pérez, 2019).

La temperatura global de la superficie terrestre aumentó continuamente a mediados del siglo XX con cambios significativos en los ecosistemas (Eum Et al., 2023), reflejados en la disminución de la disponibilidad hídrica. Secci Et al. (2021) resalta la importancia de la temperatura para evaluar el impacto del cambio climático en las aguas subterráneas, las olas de calor han sido de gran preocupación y recibieron la atención científica durante las últimas décadas debido a sus efectos a nivel social y ambiental (Founda Et al., 2022), así como también los cambios espaciotemporales de la vegetación y su relación con los índices climáticos (Yan Et al., 2021). Es así como una adecuada gestión de los datos y evaluación de índices climáticos extremos (precipitación y temperatura) favorece las medidas de prevención y mitigación de desastres (Guo Et al., 2022).

El sexto informe de evaluación del Panel Intergubernamental Sobre el Cambio Climático (IPCC, 2021) observa un calentamiento inequívoco desde la década de 1850 atribuyendo que los recientes cambios en los extremos climáticos están en función de las actividades humanas. Las proyecciones de Modelos Climáticos Globales (GCM) de las fases 5 y 6 del Proyecto de Intercomparación de Modelos Acoplados (CMIP5 y CMIP 6) bajo un marco integral con técnicas de última generación evaluó cambios potenciales en los índices climáticos, como el caso de Canadá donde se espera cambios de 1,5 - 5 C° (Cos Et al., 2022; Eum Et al., 2023).

De Medeiros Et al. (2022) en su investigación “Evaluación de índices climáticos de precipitaciones extremas y sus cambios proyectados para Brasil: del CMIP3 al CMIP6” estudiaron el desempeño de las proyecciones de GCM a partir del Proyecto de Intercomparación de Modelos Acoplados (CMIP) de subconjuntos 40ESM de CMIP3, CMIP5 y CMIP6 en la simulación de 8 índices climáticos de precipitación extrema recomendados por el Equipo de Expertos de la CCI/PMIC/JCOMM de la Organización Meteorológica Mundial (OMM) sobre Detección e Índices del Cambio Climático (ETCCDI) con la finalidad de comprender si la evolución de los Modelos del Sistema Terrestre (ESM) a partir del CMIP mejora la presentación de eventos extremos e investigar cambios proyectados para el futuro medio (2046-2065) y lejano (2081-2100). Sus resultados revelan que el modelo CMIP3 presenta un mejor desempeño al noreste de Brasil, CMIP5 para el centro-oeste y CMIP 6 para las regiones norte, sudeste y sur. Además, agregan que los ESM de los CMIP no refleja una mejora sustancial en la representación de extremos climáticos para Brasil, sin embargo, las proyecciones de extremos climáticos de precipitación y generaciones CMIP presentan un consenso lo cual aumenta su confiabilidad.

a) Impactos del cambio climático

El cambio climático está aumentando constantemente y se está notando tanto a nivel mundial como en América Latina y el Caribe. Estos efectos son importantes, no lineales y desiguales, ya que algunos impactos son positivos en la agricultura en el sur de América. Los impactos incluyen cambios en la agricultura, la biodiversidad, el suministro de agua, el nivel del mar, el turismo, los bosques, la salud y las zonas urbanas. Los estudios indican que el impacto se intensificará de manera exponencial con el aumento de la temperatura, y que un incremento de 2°C a 3°C en la temperatura reducirá el PIB global en alrededor del 1,5%, aunque los impactos serán diferentes en cada país (Choque, 2021).

El cambio climático es una preocupación global que tiene un impacto desigual en los países en desarrollo. Las consecuencias más graves son la falta de lluvias, el aumento de la temperatura media, el aumento de la frecuencia de fenómenos meteorológicos extremos, los cambios bruscos de temperatura, el aumento del nivel del mar y la disminución de la diversidad biológica.

b) Indicadores de cambio climático

Los indicadores más notables del cambio climático son las variaciones en los patrones de temperatura y precipitación dado que la alteración de estas variables genera impactos de mayor relevancia para los ecosistemas y la vida humana (Valderrama Et al., 2021; Rahman y Pekkat, 2024), por ello, las investigaciones se están centrando en estudios de olas de calor como eventos regionales y precipitaciones extremas (Zhou Et al., 2024).

Temperatura. Se analizan las tendencias e índices de temperatura extrema considerando temperaturas máximas, mínimas y promedio. Los eventos de calor extremo (olas de calor) presentan mayor repercusión en la salud humana, así como también la disminución de los glaciares y agua dulce disponible.

Precipitación. Al igual que la temperatura, se analizan las tendencias e índices climáticos de precipitación extrema; las investigaciones centran su análisis en las precipitaciones máximas y mínimas. Los eventos de mayor repercusión son las inundaciones, deslizamiento de masas y sequías teniendo afectaciones directas en la economía agrícola, seguridad alimentaria y transporte.

c) Preocupación por el cambio climático

El cambio climático es un problema global que tiene un efecto perjudicial en la vida, la economía y las comunidades en todo el mundo. Si no se toman medidas, las consecuencias empeorarán en el futuro. Los efectos de un clima cambiante ya se están sintiendo, incluidos cambios en el clima, un aumento en el nivel del mar y fenómenos meteorológicos extremos. La amenaza se ve exacerbada por la liberación de gases de efecto invernadero por la actividad humana; las estimaciones sugieren que la temperatura promedio de la superficie terrestre podría aumentar hasta 3 grados centígrados este siglo, con aumentos mucho mayores en algunas regiones. Promover una economía sostenible y respetuosa con el ambiente es fundamental (Choque, 2021).

2.2.6. Deforestación y cambio climático

El cambio climático constituye una de las mayores amenazas a la biodiversidad forestal y los servicios ecosistémicos. Desarrollar una comprensión científica para hacer frente al extraordinario desafío de mitigación climática requiere del desarrollo de métodos confiables, base de datos sólidos y transparentes además de ser examinados y replicados (Peri Et al., 2024).

A nivel mundial, los bosques sirven como las mayores reservas de especies de árboles autóctonos y son de vital importancia para el sustento de los ecosistemas, así como protagonistas importantes en la captura de carbono y regulación del carbono orgánico del suelo; sin embargo, el aumento de la deforestación con prácticas asociadas a la agricultura, tala de árboles y crecimiento urbano continúan amenazando los bosques ejerciendo presión sobre estos recursos, lo que trae consecuencias al ecosistema debido a cambios masivos de la cobertura del suelo (Nneka Et al., 2024), tal como lo señala Liliwirianis Et al. (2024) la degradación de los recursos terrestres es uno de los problemas ambientales más subyacentes y actuales. La continua afectación a la tierra deteriora la calidad del suelo, la estabilidad ecológica, el funcionamiento de los ecosistemas y la salud ambiental (Oraon Et al., 2024), amenazando la seguridad alimentaria, el derecho a vivir en un ambiente saludable y la diversidad de especies que habitan este planeta. Por ello la conservación y recuperación de la biodiversidad forestal es vital para una mejor estabilidad ecológica y sostenibilidad ambiental (Raj Et al., 2024), además, la gestión de los bosques es una estrategia para compensar la huella de carbono (Raj Et al., 2024).

2.2.7. Sistemas de información geográfica y cambios de cobertura vegetal

La gestión sostenible de los recursos naturales depende de una evaluación eficaz y oportuna de las prácticas de conservación y gestión de la tierra. El uso de imágenes satelitales para la observación de la Tierra se ha vuelto esencial para monitorear los cambios en la cobertura y uso del suelo (LCLU) e identificar áreas críticas para la conservación de la biodiversidad (Azedou Et al., 2023). Para determinar los cambios en la cubierta vegetal se utilizan técnicas de teledetección donde se aplica el análisis multitemporal, técnica valiosa para la toma de decisiones (Philippe y Karume, 2019). A través del procesamiento de imágenes satelitales, se elabora un mapa que refleja la cobertura forestal. Este mapa se obtiene a partir de la identificación de patrones forestales por medio de firmas espectrales y recopilación de información histórica.

Dentro de los SIG, la teledetección es el principio fundamental en la evaluación de cambios de cobertura vegetal. Según Poveda Et al. (2022), la investigación sobre cómo cambian los territorios a lo largo del tiempo y del espacio utiliza la geografía cuantitativa y se basa en un enfoque lógico-matemático y deductivo. El objetivo es analizar cómo la influencia humana transforma los territorios y cómo estos evolucionan constantemente.

La teledetección permite llevar a cabo diversos análisis, como el estudio de los distintos tipos de vegetación y sus características en una zona determinada. Este proceso se logra a través de la reflectancia en el espectro infrarrojo cercano (TM4), que brinda información sobre la densidad de la vegetación, especialmente en lo que se refiere a la superficie foliar, la biomasa de las hojas verdes y la actividad fotosintética. La mayoría de los índices de vegetación se basan en esta idea, combinando la información de las bandas roja (R) e infrarroja (IR) del espectro electromagnético (Suarez, 2015).

2.2.8. Índices de vegetación

Los indicadores de vegetación son una técnica cuantitativa que emplea valores numéricos de radiación que emiten o reflejan las plantas mediante ondas electromagnéticas llamadas firmas espectrales. Para hacer esto, se usan combinaciones de bandas espectrales para crear nuevos valores, y luego se usan modelos matemáticos para calcular la cantidad de vegetación en cada píxel, a este proceso se conoce como teledetección. Valores altos de los indicadores de vegetación señalan una vegetación más sana en cada píxel. La mayoría de indicadores se basan en la interacción entre la vegetación y la energía electromagnética en las bandas roja e infrarroja (Díaz, 2015).

a) Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada

El método propuesto posibilita la evaluación del desarrollo de la vegetación a partir de mediciones obtenidas mediante sensores remotos, los cuales capturan la intensidad de la radiación electromagnética emitida o reflejada por la vegetación (Arias Et al., 2019). Este enfoque se apoya en el comportamiento de la radiación en relación con la vegetación, lo que a su vez está relacionado con factores como la fotosíntesis y la estructura de las hojas, lo que permite estimar la salud o la cantidad de cobertura vegetal presente (Díaz, 2015).

El NDVI es ampliamente utilizado en la teledetección de las cubiertas vegetales debido a su fácil cálculo y a su rango de variación fijo, que oscila entre -1 y 1. Cuanto más cercano sea el valor a 1, mayor será la cobertura o presencia de vegetación, lo que indica una vegetación más saludable (Ceceña Et al., 2021).

Se calcula mediante la diferencia de bandas rojo e infrarrojo:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

En donde:

NIR: Reflectancia de la región del infrarrojo;

R: Reflectancia de la región del rojo.

b) Valores definitivos de los índices

Díaz (2015), recomienda descartar las áreas con un NDVI menor a 0,2 en el cálculo de otros índices de vegetación, luego, se sugiere hacer una operación de promedio en una ventana de 3x3 utilizando un análisis focal o vecindad, y eliminar valores que estén fuera de las tendencias de cada índice.

2.2.9. Exactitud de la clasificación de imágenes satelitales

La clasificación confiable de imágenes satelitales es esencial para diversas aplicaciones (Ebrahimy y Zhang, 2023). De acuerdo con Ariza Et al. (2018) la manera más común y estándar para evaluar la precisión temática de productos obtenidos a partir de la clasificación de imágenes son las matrices de confusión, además del porcentaje de acuerdos y el índice de Kappa las cuales se describen a continuación:

a) Matriz de confusión

Es una tabla estadística que compara dos conjuntos de datos: el conjunto de datos de control (CDC) y el conjunto de datos de referencia (CDR), donde el CDR se considera la realidad y generalmente se conoce a través de un muestreo. Es comúnmente utilizada para evaluar la precisión temática de los productos de teledetección, pero también puede aplicarse a otras formas de información geográfica. La tabla tiene valores que muestran la similitud entre los datos de CDC y CDR, y puede ser construida a partir de pixels, grupos de pixels u otros objetos geográficos. La norma española UNE-EN ISO 19157 la reconoce como una herramienta para evaluar la calidad temática de imágenes o productos vectoriales.

Tabla 1. Notación de la matriz de confusión general

Matriz de confusión	Valores observados (CDC)			Total CDR	
	C1	C2	Cn		
Valores reales (CDR)	C1	n_{11}	n_{12}	n_{1n}	n_{+i}
	C2	n_{21}	n_{22}	n_{2n}	n_{+i}
	Cn	n_{n1}	n_{n2}	n_{nn}	n_{+in}
Total CDC		n_{+j}	n_{+j}	n_{+jn}	N = Muestra

Fuente: Adaptado de Ariza Et al. (2018).

b) Porcentaje de acuerdos

Refiere a la relación del número de concordancias respecto al total de la muestra de los valores de una matriz de confusión, con ello se estima el porcentaje de coincidencias, sea por clase o de forma general. Se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$PA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M n_{ii} \quad (2)$$

Donde:

PA : Porcentaje de acuerdos; N : Total muestra; M : Clases; n_{ii} : Coincidencias.

c) Índice kappa

Propuesto por Jacob Cohen en 1960, es una medida de concordancia que se utiliza para evaluar la confiabilidad entre dos o más observadores en la clasificación de datos categóricos discretos, puede considerarse como una corrección del método de porcentaje de acuerdos (Li Et al., 2023). Este método podemos utilizarlo para evaluar la precisión de la clasificación de superficies terrestres en la elaboración de mapas. Se encuentra descrito mediante la siguiente fórmula:

$$K = \frac{PA - \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^M n_{i+} n_{+i}}{1 - \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^M n_{i+} n_{+i}} \quad (3)$$

Donde:

PA : Porcentaje de acuerdos; N : Total muestra; M : Clases; n_{i+} : Suma de valores reales por clase-filas; n_{+i} : Suma de valores reales por clase-columnas.

Tabla 2. Interpretación del valor estadístico de Kappa

Interpretación de Cohen		Interpretación de McHugh	
Valor estadístico	Nivel de acuerdo	Valor estadístico	Nivel de acuerdo
≤ 0	Sin acuerdo	$\leq 0,20$	Sin acuerdo
0,01 – 0,20	Ninguno a leve	0,21 – 0,39	Mínimo
0,21 – 0,40	Justo	0,40 – 0,59	Débil
0,41 – 0,60	Moderado	0,60 – 0,79	Moderado
0,61 – 0,80	Sustancial	0,80 – 0,90	Fuerte
0,81 – 1,00	Casi perfecto	> 90	Casi perfecto

Fuente: Li Et al. (2023).

d) Método multinomial

De acuerdo con Ariza Et al. (2018) un enfoque multinomial para la matriz de confusión busca mejorar el control y asegurar la calidad temática. Este método es más completo y efectivo que los basados en índices globales y por clases comunes ya que permite tanto un control global basado en el control individual sobre cada clase como teniendo en cuenta niveles de confusión específicos dentro de cada clase. Estas características hacen que este método sea bastante versátil y le otorga un gran potencial de uso para determinar la calidad de los productos temáticos.

Si la independencia y la aleatoriedad son factores en el proceso de selección, un enfoque es ver toda la matriz de confusión como el resultado de una distribución multinomial con parámetros: n (tamaño total de la muestra) y un conjunto de M^2 probabilidades. De esta forma, si se realizan los n experimentos (observaciones) independientes y se clasifica cada resultado en una de las M categorías, se obtendrán las probabilidades π_1, \dots, π_{M^2} tal que $\pi_1 + \dots + \pi_{M^2} = 1$, y entonces la función de probabilidad de la multinomial $M(n, \pi_1, \dots, \pi_{M^2})$ está dada por:

$$P \left[(X_1 = N_1, \dots, N_{M^2}) = \frac{N!}{N_1! \dots N_{M^2}!} \pi_1^{N_1} \dots \pi_{M^2}^{N_{M^2}} \right] \quad (4)$$

Donde:

n : número de experimentos u observaciones; M : categorías.

Además, señala que “no es lógico considerar la matriz de confusión como una multinomial única debido a la posibilidad de existir valores nulos que afectarían la precisión de la información. Para solucionar este problema, se sugiere considerar cada columna de manera individual, lo que permitiría tratar cada una como una multinomial con un primer parámetro correspondiente a su valor marginal. De esta forma, se podrían establecer requisitos de calidad específicos para cada categoría considerada”.

Tabla 3. Multinomiales por clase de acuerdo a la matriz de confusión

Multinomial	Sin vegetación (N)		Pastos (P)		Arbustos (F)		Bosque denso (B)	
	n_{1j}	casos	n_{2j}	casos	n_{3j}	casos	n_{4j}	casos
Bien clasificado	n_{11}	N/N	n_{22}	P/P	n_{33}	F/F	n_{44}	B/B
	n_{12}	N/P	n_{23}	P/F	n_{32}	F/P	n_{41}	B/N
Confusiones	n_{13}	N/F	n_{21}	P/N	n_{31}	F/N	n_{43}	B/F
	n_{14}	N/B	n_{24}	P/B	n_{34}	F/B	n_{42}	B/P

Adaptado de Ariza Et al. (2018).

Tabla 4. Exigencias de calidad para cada clase por su uso en forma de hipótesis

Clase	Forestal		Pastos		Sin vegetación		Agua	
	%	Casos	%	Casos	%	Casos	%	Casos
Bien clasificado	95	F/F	85	P/P	90	N/N	99	A/A
Confusiones	4	F/P	10	P/N	8	N/P	1	A/F-N-P
	1	F/N-A	5	P/F-A	2	N/F-A		

Fuente: Ariza Et al. (2018).

2.2.10. Autocorrelación

De acuerdo con López (2021) la presencia de dependencia espacial en los datos que está relacionada con la autocorrelación espacial, se considera un componente esencial en el análisis de la información geográfica. Varios expertos han discutido la definición de este término, pero en términos generales, se puede decir que la autocorrelación espacial ocurre cuando una variable exhibe un patrón consistente en el espacio, donde los valores de la variable en una ubicación están relacionados con los valores de la misma variable en otros lugares. Cuando la autocorrelación espacial es alta, los valores de la variable en lugares cercanos están estrechamente relacionados; sin embargo, cuando es bajo o inexistente, los valores de la variable se distribuyen aleatoriamente por el espacio.

A continuación, mayores alcances de autocorrelación espacial descrito por (Celemín, 2009) :

a) Autocorrelación espacial

El análisis de autocorrelación espacial es un proceso geográfico que examina la relación entre los datos georreferenciados en diferentes escalas. Se entiende que existe autocorrelación espacial cuando los valores de una variable presentan un patrón sistemático en relación con su ubicación geográfica. Este análisis identifica la asociación entre unidades espaciales vecinas.

b) Índices de autocorrelación espacial

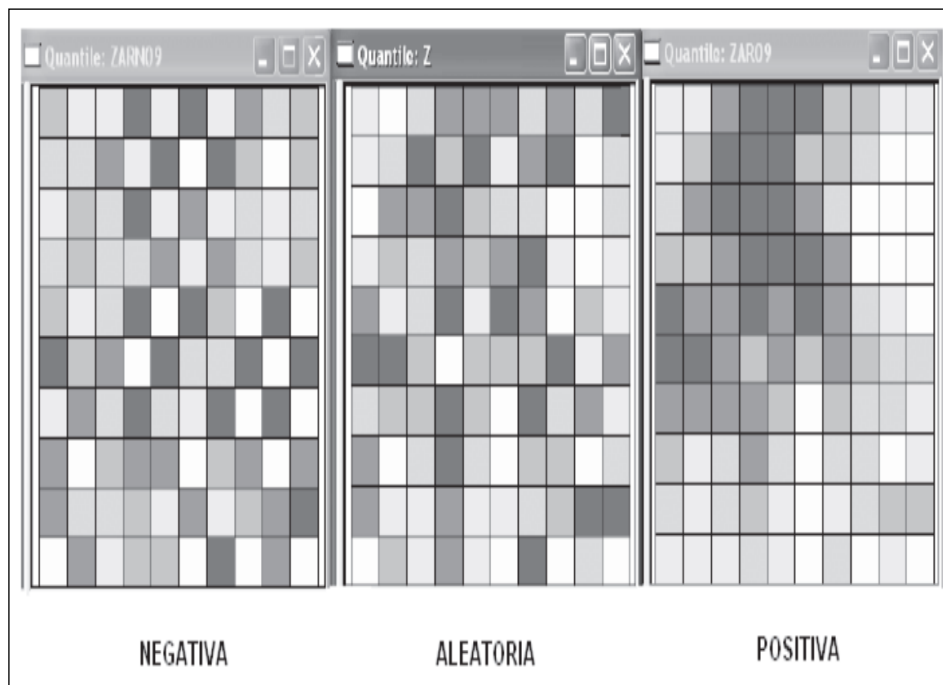
El análisis de la autocorrelación espacial permite evaluar la relación entre la posición geográfica y los valores de una variable. Este procedimiento es especialmente útil para analizar la distribución fragmentada de la información. Hay varios índices estadísticos que pueden ser utilizados para medir la autocorrelación espacial, que generalmente siguen una estructura similar:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} C_{ij} \quad (5)$$

Donde:

- n : Total de lugares del mapa.
 W_{ij} : Valor como función de medida de contigüidad de la matriz de datos originales.
 C_{ij} : Medida de la proximidad (distancia) de los valores i y j en alguna dimensión o cualquier distancia definida por el usuario.

Los elementos de una matriz pueden ser otras matrices que conectan, significan contigüidad o tienen pesos especiales. Estos elementos tienen valores que dependen de algún grado de contigüidad en la matriz de datos inicial. La medida de proximidad o distancia entre los valores i y j en algunas dimensiones puede ser, entre otras cosas, una distancia Euclidiana, Sphérica o Manhattan. Las siguientes posibilidades surgen de evaluar la correlación entre una variable dada en varias unidades relacionadas espacialmente desde una perspectiva horizontal:



Fuente: Celemín (2009).

Figura 1. Tipos de autocorrelación espacial.

La autocorrelación espacial positiva. Ocurre cuando unidades espaciales cercanas tienen valores similares, lo que sugiere una tendencia hacia la agrupación de estas unidades.

La autocorrelación espacial negativa. Se da cuando las unidades espaciales vecinas tienen valores muy diferentes, lo que indica una tendencia hacia la dispersión de estas unidades.

No existe autocorrelación espacial. Significa que los valores de las unidades espaciales cercanas se producen de manera aleatoria, es decir, no hay patrón alguno.

c) Índice de Moran

El primer índice para medir la autocorrelación espacial fue creado por Moran en 1950 y ha sido perfeccionado a lo largo del tiempo a partir del modelo estadístico general.

$$I = \frac{\left(\frac{n}{S_0}\right) \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} Z_i Z_j}{\sum_{i=1}^n Z_i^2} \quad (6)$$

Donde:

- n : Total de lugares del mapa.
- S_0 : Suma de elementos de la matriz de pesos $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}$.
- Z : Desviaciones de la media $(X_i - \bar{X})$ o $(X_j - \bar{X})$.
- X_i : Valor de la variable en una unidad espacial determinada.
- X_j : Valor de la variable en otra localización, normalmente las vecinas a X_i .

Usualmente, en la matriz, se asigna un valor de 1 a los vecinos de cada unidad espacial y un valor de 0 al resto. El rango de valores posibles del índice de Moran (I) está limitado a $[-1, +1]$. Si I es menor que 0, se evidencia una autocorrelación espacial negativa, si I es mayor que 0, se evidencia una autocorrelación espacial positiva, y si I es igual a 0 o está cerca de cero, la distribución de los valores es aleatoria. Si I es mayor que 0,7, los valores están altamente agrupados en el espacio. Sin embargo, no es posible establecer con certeza un rango de aleatoriedad para el dominio del índice debido a la variabilidad de las unidades de análisis y las medidas del fenómeno (Siabato y Guzmán, 2019). Se propone una sugerencia general basada en la experiencia que indica que es posible considerar que las variables son aleatorias cuando el índice de autocorrelación está entre -0,35 y 0,35. Valores mayores a 0,35 sugieren un

patrón de agrupamiento, mientras que valores menores a -0,35 indican un patrón de dispersión (Siabato y Guzmán, 2019).

d) Test de significancia para la autocorrelación espacial

Para determinar la significancia de la autocorrelación espacial, se realiza una prueba de hipótesis nula que determina si la disposición espacial de la variable se produce al azar o si se cumplen los supuestos del modelo. Esta prueba compara un estadístico muestral con lo que se espera que ocurra al azar y verifica si hay una diferencia significativa. En una muestra de n casos, la hipótesis nula asume que proviene de una población con distribución normal y autocorrelación cero. Si el resultado se desvía significativamente de cero, se considera que la autocorrelación espacial es significativa.

El índice de Moran esperado viene dado por:

$$E(I) = \frac{-1}{(n - 1)} \quad (7)$$

Donde:

n : Total de lugares del mapa.

2.2.11. Estudio de datos meteorológicos

Una observación adecuada de las variables climáticas es fundamental para realizar un seguimiento del cambio climático y abordar sus impactos previsibles, por ello comprender las variaciones y tendencias de las características climáticas es un paso hacia la mitigación de los desastres relacionados con el clima (Adelodun Et al., 2022). Por ejemplo, se tiene el ciclo hidrológico cuya intensidad se acelera con el cambio climático, donde las predicciones de largo alcance y escenarios futuros de precipitaciones extremas es elemental para llevar a cabo estudios de evaluación de riesgos, gestión integrada de los recursos hídricos y protección contra inundaciones (Eingrüber y Korres, 2022). Tanto la temperatura y las precipitaciones son las variables climáticas más críticas y sus estados extremos tienen impactos más severos que los estados promedio tanto en la sociedad humana como en el ecosistema natural (Liu Et al., 2021).

Dentro del estudio de datos meteorológicos podemos hacer varios análisis estadísticos como resúmenes descriptivos, análisis de tendencias, estacionalidad, correlación, frecuencias de eventos extremos, análisis espacial, series temporales, anomalías, proyecciones futuras, etc., dependerá del objeto de investigación. Uno de los métodos estadísticos más empleados en el estudio del cambio climático es sin duda el análisis de tendencias reforzado

con el análisis de eventos extremos e índices climáticos que puede ser representado mediante un modelamiento espacial para una mejor comprensión de la información a nivel de superficie de característica gráfica dinámica. Tal como lo indica Haldar Et al. (2023) es crucial hacer un seguimiento a la dinámica meteorológica espacio temporal desde un enfoque de la variabilidad climática. Se recomienda considerar 30 años como mínimo para el análisis de tendencias (Mckee Et al., 1993, como se citó en Saadi Et al., 2023), siendo suficientemente independiente en las series temporales climatológicas según la OMM.

Así mismo, es importante mencionar que en el análisis de tendencias de una sola variable climática podría no expresar efectivamente el verdadero cambio del clima; estudios han demostrado una falta de cambios significativos de tendencia cuando se analiza una sola variable como la precipitación. Por ello en los índices climáticos se recomienda la combinación de dos o más variables para reflejar mejor las características climáticas de una región de manera integral (Wen Et al., 2018, como se citó en Adelodun Et al., 2022).

a) Análisis de tendencia

El estadístico de Mann-Kendall es una prueba no paramétrica utilizada para detectar tendencias significativas en datos ordenados en el tiempo, series temporales u otras secuencias, se basa en comparar las diferencias de rangos entre todos los pares de observaciones en la serie de datos, (Mann, 1945; Kendall, 1975, como se citó en Dad Et al., 2021), se describe mediante lo siguiente:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n sgm(x_j - x_i) \quad (8)$$

Donde: n es el número de puntos de datos; x_j y x_i valor de datos secuencias. La expresión sgm refiere a la función de signum.

De modo que:

$$sgm(x_j - x_i) = \begin{cases} +1 & \text{if } (x_j - x_i) > 0 \\ 0 & \text{if } (x_j - x_i) = 0 \\ -1 & \text{if } (x_j - x_i) < 0 \end{cases}$$

La varianza se calcula como:

$$Var(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{k=1}^m tk(tk-1)(2tk+5)}{18} \quad (9)$$

Siendo m el número de grupos vinculados y t_k el número de puntos de datos en el grupo k . El estadístico Z o variable normal estándar se calcula mediante:

$$Z(S) = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & \text{if } S > 0 \\ 0 & \text{if } S = 0 \\ \frac{S + 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & \text{if } S < 0 \end{cases} \quad (10)$$

Valores $Z(S)$ positivos significan valores crecientes, mientras que los negativos sugieren valores decrecientes. Para determinar la significancia estadística, si el valor absoluto de $Z(S)$ es mayor que la desviación normal estándar $Z_{1-\alpha/2}$ para el valor deseado de α se considera significativo.

De la prueba de hipótesis:

H_0 : No existe tendencia significativa en los datos.

H_1 : Existe tendencia significativa en los datos.

b) Índices de cambio climático

Los Índices Climáticos Extremos Compuestos (CECI) se modelan a partir del Índice Estandarizado de Precipitación (SPI) y el Índice Estandarizado de Temperatura (STI), utilizando estos dos índices se analizan cambios en los patrones espaciales y temporales de los CECI como cálido-seco (CWD) y frío seco (CCD), con ello se resalta la amplia capacidad y utilidad de las variables de precipitación y temperatura en la estimación de cambios en el clima (Lu Et al., 2023).

Tabla 5. Índices climáticos de precipitación extrema recomendados por la ETCCDI

Índice	Nombre	Definición	Unidad
PRCPTOT	Precipitación anual en días húmedos	Precipitación total anual en días húmedos	mm
RX1día	Precipitación máxima de 1 día	Precipitación máxima anual de 1 día	mm
RX5día	Precipitación máxima de 5 días	Precipitación máxima anual consecutiva de 5 días	mm
SDII	Índice de precipitación diaria simple	La relación entre la precipitación total anual y el número de días húmedos	mm/día
R10mm	Días de fuertes precipitaciones	Recuento anual de días en los que la precipitación diaria es ≥ 10 mm	Días

Índice	Nombre	Definición	Unidad
R20mm	Número de días con precipitaciones muy intensas	Recuento anual de días en los que la precipitación diaria es ≥ 20 mm	Días
CDD	Días secos consecutivos	Número máximo de días secos consecutivos	Días
CWD	Días lluviosos consecutivos	Número máximo de días lluviosos consecutivos	Días

Fuente: adaptado De Medeiros Et al. (2022).

Tabla 6. Índices climáticos de temperatura extrema recomendados por la ETCCDI

Índice	Nombre	Definición	Unidad
TXx	TX máx.	Valor máximo anual de T max	°C
TXn	mi tn	Valor mínimo anual de T max	°C
TX	TX anual	Media anual de Tmax	°C
TNx	TN máx.	Valor máximo anual de T min	°C
TNn	Mi TN	Valor mínimo anual de T min	°C
TN	TN anual	Media anual Tmín	°C

Fuente: Adaptado de Eum Et al. (2023).

c) **Downscaling estadístico**

Técnica que implica la utilización de un modelo que relaciona variables de circulación a gran escala con datos locales o regionales del fenómeno objeto de estudio, que suelen ser la temperatura y la precipitación. Se ajustan los resultados de este modelo usando el clima del área de estudio y se utilizan para predecir el futuro suponiendo que el modelo es estacionario. También es utilizado en la metodología STRDEX (Statistical and Regional dynamical Downscaling of Extremes for European regions) (Gutiérrez, 2011).

2.3. Marco conceptual

2.3.1. Deforestación

Transformación de los bosques a otro tipo de uso de suelo ya sea por acción humana o por otras causas (FAO, 2020).

Refiere a la actividad humana de transformar áreas forestales en terrenos que no son boscosos, o a la modificación del uso del suelo que conduce a una reducción en la cantidad de coberturas vegetales vigorosas (Monjardín Et al., 2017).

2.3.2. Clima

Un conjunto de medias de tiempo en la atmósfera que son muy estables y que duran un período prolongado, puede ser de 30 años (Rivas, 2018).

De acuerdo con Pérez (2019), viene a ser la media del clima en un lugar específico durante un período prolongado, descrito por variables como la temperatura, la humedad, la lluvia, la cobertura de nubes y la dirección del viento.

2.3.3. Cambio climático

Refiere a una modificación en el clima, ya sea causado por la acción humana o no, junto con la variabilidad climática, es un tema esencial de investigación en la actualidad (Correa Et al., 2021).

También se define como cambios en las características climáticas, tales como la temperatura y la precipitación, y la medida en que estos cambios son registrados durante décadas (Pérez, 2019).

2.3.4. Cobertura vegetal

Capa de vegetal que cubre la superficie terrestre, abarcando diversos biomas con características fisonómicas y ambientales distintas, que van desde áreas boscosas hasta praderas. También se considera la cobertura de cultivos resultado de la actividad humana como parte de la cubierta vegetal (Miyasiro y Ortiz, 2016).

Toma el nombre los cuerpos que pueden ser naturales o creados por la actividad humana y se encuentran en la superficie de la tierra. Estas estructuras son objeto de investigación en ciencias naturales y reflejan el estado físico de la cubierta vegetal, que a su vez está influenciada por factores biofísicos como el clima, la topografía, el tipo de suelo, la disponibilidad de agua y el tipo de vegetación (Reyes, 2020).

2.3.5. Sistemas de información geográfica

Proceso sistemático de interacción entre diferentes componentes, incluyendo hardware, software, datos geográficos y personal capacitado, que está diseñado para capturar, almacenar, gestionar, analizar, modelar y representar información geográfica con el fin de proporcionar herramientas para una planificación y gestión efectivas. Se enfoca en construir estrategias que permitan predecir y describir la evolución temporal y espacial de los elementos del ambiente, proporcionando información concreta que pueda ser utilizada en la toma de decisiones (De la Cruz, 2016).

Es una herramienta clave para la gestión de información georreferenciada. Su principal ventaja es su capacidad para procesar grandes cantidades de información de diferentes fuentes, permitiendo su análisis de manera rápida y precisa (Flórez y Fernández, 2017).

2.3.6. Análisis espacial

Herramienta que permite el manejo de información geoespacial y representa características, procesos y relaciones en el territorio, sociales, económicos o ambientales, transformando datos simples en información valiosa para el conocimiento del tema (Toche y Tovar, 2016).

El análisis espacial se refiere a un conjunto de métodos y herramientas que utilizan la ubicación espacial geográfica de los eventos como información de entrada (Valbuena y Rodríguez, 2018).

2.3.7. Geoprocesamiento

El geoprocesamiento es una disciplina que utiliza métodos matemáticos y tecnológicos para procesar información geográfica (Rebolledo Et al., 2018). Incluye herramientas tecnológicas como sensores que capturan datos y permiten digitalizarlo generando una automatización de los procesos cartográficos (Gomez Et al., 2019).

2.3.8. Firmas espectrales

Valor de reflectancia de un material, se mide como ondas electromagnéticas y es asignado a un valor característico que identifica el tipo de material que emite dicha radiación (Reina, 2014).

También denominado longitud de onda distintivo que define el tipo de espectro, por lo tanto, determina el tipo de cubierta que presenta una superficie (Arbeláez Et al., 2021).

2.3.9. Teledetección

Técnica que consiste en capturar imágenes de superficie mediante sensores instalados en dispositivos aéreos, se lleva a cabo con el objetivo de procesar las imágenes para obtener información útil y responder a preguntas relacionadas con el tema de estudio, así como también prever problemas futuros (De la Cruz, 2016).

También se puede denominar al proceso de obtención de imágenes de la superficie terrestre, marina y atmosférica por medio de sensores ubicados en plataformas espaciales (López, 2020).

2.3.10. Modelo de análisis

Descripción de una secuencia de pasos para obtener un resultado en el análisis geográfico utiliza herramientas de geoprocésamiento combinadas con el criterio de análisis del investigador (Rebolledo Et al., 2018).

Combinación ordenada de herramientas del lenguaje de geoprocésamiento (Alvarado y Otero, 2017).

2.3.11. Análisis multitemporal

El análisis de cambios en el tiempo mediante imágenes satelitales es una técnica que utiliza el procesamiento de estas imágenes y la obtención de información cronológica para determinar transformaciones geográficas en una región o superficie (Lozano, 2021).

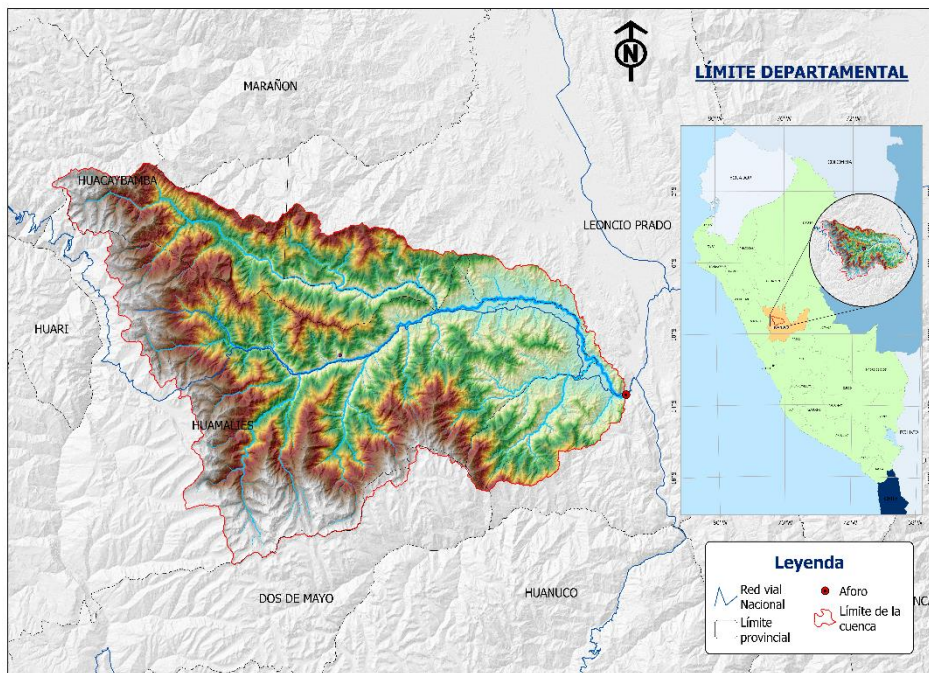
Los estudios multitemporales ambientales buscan identificar cambios en la cobertura vegetal entre dos momentos diferentes, con el propósito de demostrar el impacto que ha tenido la actividad humana sobre los recursos naturales (Pérez Et al., 2021).

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Lugar de ejecución

El Valle del Monzón se encuentra al oeste del Valle del Alto Huallaga y está delimitado por las provincias de Huacaybamba al norte, Leoncio Prado al este, Dos de Mayo al sur y los distritos de Jacas Grande, Tantamayo y Jircán de la provincia de Huamalíes al oeste, de la cual también forma parte (Alejandro y Osorio, 2021).

Se encuentra a 340 km de Lima, tiene una superficie de 2 612,3636 km². Las coordenadas de la cuenca UTM Zona 18S: Coordenada Este centroide: 345 515,13 m E; coordenada Norte centroide: 8 974 178,45 m S. Las altitudes a lo largo de la cuenca varían entre los 680 y 4 657 m.s.n.m.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 2. Ubicación geográfica de la cuenca del Río Monzón.

3.1.1. Características generales de la zona

a) Clima

De acuerdo con Arquñigo Et al. (2010) la cuenca del Monzón presenta cuatro tipos de climas: subtropical muy húmedo, templado subhúmedo, boreal frío y frígido.

Subtropical muy húmedo. Se encuentra en el distrito de Monzón, que corresponde a la selva alta, y presenta variaciones climáticas debido a la gran presencia de nubosidad y diferencias de altitud.

Templado subhúmedo. También conocido como clima de montaña baja, se encuentra en los valles interandinos bajos e intermedios del Río Marañón y Monzón, situados entre los 1 000 y 3 000 metros sobre el nivel del mar.

Clima frío o boreal. También conocido como clima de montaña alta, se encuentra en la sierra entre los 3 000 y 4 000 metros sobre el nivel del mar y abarca los valles mesoandinos, excepto el distrito de Monzón. Este clima presenta veranos con lluvias y inviernos secos con fuertes heladas.

Clima frígido. También conocido como clima tundra, comprende la región sierra entre los 4 000 y 5 000 metros sobre el nivel del mar. Los veranos son siempre húmedos y nubosos, mientras que los inviernos son rigurosos y secos. Este clima se caracteriza por la presencia de pastos naturales altoandinos y por ser la zona ganadera.

b) Temperatura

La temperatura media es inferior a 22°C en altitudes superiores a 2 000 m.s.n.m. Las temperaturas que superan los 20°C se encuentran en la región comprendida entre los 1 000 y los 3 000 m.s.n.m. Las temperaturas medias anuales son de 12°C en la zona situada entre los 3 000 y los 4 000 m.s.n.m, y de 6°C en la región comprendida entre los 4 000 y los 5 000 m.s.n.m (Arquiñigo Et al., 2010).

c) Precipitación

La precipitación es muy alta en las altitudes superiores a 2 000 m.s.n.m. La precipitación media anual es inferior a 500 mm en la región comprendida entre los 1 000 y los 3 000 m.s.n.m. Aunque en las partes más altas, húmedas y orientales puede superar los 1 200 mm. La precipitación media anual es de 700 mm en la región comprendida entre los 3 000 y los 4 000 m.s.n.m, y también en la zona situada entre los 4 000 y los 5 000 m.s.n.m (Arquiñigo Et al., 2010).

d) Suelos

Los suelos en el área de estudio son residuales, originados a partir de rocas sedimentarias y algunos cuerpos intrusivos magmáticos, principalmente areniscas, limolitas, lutitas, lodolitas y rocas metamórficas como pizarras, esquistos y cuarcitas. Además, existen suelos de origen coluvial y aluvial reciente (Alejandro y Osorio, 2021).

e) Vegetación

Está conformada por una vegetación secundaria (purma), sin embargo, existen aún muchas especies maderables como: *Cinchona sp.* (cascarilla), *Simarouba sp.* (palo lápiz), *Picus schultesiib* (oje), *Pethecolobium sp.* (vileo), *Virola sp.* (cumala), *Cariniana sp.* (papelillo), *Aniba amazónica* (moena), *Miconia sp.* (paliperro), *Paourouma sp.* (uvilla), *Tabebuia sp.* (tahuari), *Ochroma lagopus* (tacona), *Jacaranda copaia* (huamansamana), *Lucuma huallagae* (huanganacaspi), *Ceiba sp.* (huimba), yarahuasca, *Simarouba sp.* (palo lápiz rojo), *Swartzia brachirachis* (remocaspi), *Gebea brasiliensis* (shiringa), *Osteophloeum platispermum* (favorito), *Inga alba* (shimbillo), *Lucuma caimito* (caimito), *Ormosía coccinea* (huayruro), *Trattinickia peruviana* (caraña), *Calycophyllum spruceanum* (capirona), *Rouplia coplicata* (chontaquiro), *Perebea chimicua* (chimicua), *Symphonia globulífera* (azufre), *Couma macrocarpa* (lehecaspi), *Cedrelinga cateniformis* (tornillo), chamico, *Theobroma mariae* (cacahuito) (Alejandro y Osorio, 2021).

f) Fauna

Existe una amplia variedad de animales silvestres, ya que es su hábitat natural, se pueden encontrar las siguientes especies: Mamíferos. *Potos flavus* (chozna), *Eira barbara* (manco), *Nashua nashua* (achuni), *Priodontes sp.* (carachupa), *Dasyprocta kalinowskii* (añuje), *Tayassu tajacu* (sajino), *Agouti paca* (picuro), *Aloutta seniculus* (coto mono), *Bradypus variegatus* (pelejo). Aves. *Penélope jacguacu* (pucacunga), *Ortalis erythroptera* (manacaraco), *Tinamus sp.* (perdiz), *Tinamus osgoodi* (gallinazo cabeza negra), *Piaya minuta* (chicha), *Pyrrhura sp.* (perico), *Phaetornis sp.* (colibrí), carpintero, paloma, *Xiphorhynchus sp.* (flautero), *Falco sp.* (gavilan), *Chamae goudotti* (pincha), *Steatornis caripensis* (guacharos). Reptiles. *Stenocercus sp.* (lagartija), *Bothrops afros* (jergón), afaninga. Anfibios. Sapo, *Bufo cophotus* (rana verde), rana anaranjada (Alejandro y Osorio, 2021).

g) Zona de vida

Entre los 1 000 y 3 000 m.s.n.m, las temperaturas son ideales para cultivos tropicales como los cítricos y la caña de azúcar. Entre los 3 000 y 4 000 m.s.n.m, se encuentra una agricultura de tipo seco, donde se cultivan cereales pequeños como el trigo, la avena, la cebada y el centeno, así como también tubérculos y legumbres, como la papa, la oca y las habas. En la zona más alta entre los 4 000 y 5 000 m.s.n.m los pastos naturales andinos son los más comunes, y debido a las condiciones climáticas es una zona dedicada a la ganadería (Alejandro y Osorio, 2021).

3.2. Materiales y equipos

3.2.1. Materiales

Cuaderno de apuntes, útiles de escritorio, imágenes satelitales Landsat 5 y Landsat 8, Modelo Digital de Elevación (DEM).

3.2.2. Software

ArcGIS Pro3.0, Google Earth Engine, RStudio 4.2.1, Spyder 5.5.0, Google Earth Pro, Excel, Word.

3.2.3. Equipos

Laptop, drone, GPS, cámara fotográfica.

3.3. Metodología

El análisis abarcó desde el año 1987 hasta el 2022 en periodos de siete años [1987-1994], [1994-2001], [2001-2008], [2008-2015] y [2015-2022] los mismos que fueron analizados de forma independiente con el objetivo de identificar periodos en los que hubo cambios significativos de cobertura vegetal, temperatura máxima, temperatura mínima y precipitación. Se utilizaron datos meteorológicos de la estación Tingo María proporcionados por el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI).

3.3.1. Evaluación de la tasa de deforestación producida en el periodo 1987-2022 en la cuenca del Río Monzón

Para estimar la deforestación se inició con la determinación de la cobertura vegetal del suelo (periodo 1987-2022) mediante el uso de imágenes satelitales Landsat 5 (B3 y B4) y Landsat 8 (B4 y B5) cuyas bandas espectrales son la banda roja e infrarroja; para facilitar el proceso de análisis se creó un modelo de geoprocésamiento a través de la herramienta ModelBuilder de ArcGIS Pro el cual permitió obtener un resultado de forma automática y en el menor tiempo posible del tipo de coberturas que presenta el área de estudio.

Tabla 7. Bandas espectrales de Landsat 5 y Landsat 8

Para Landsat-5	Para Landsat-8
R = Banda 3	R = Banda 4
NIR = Banda 4	NIR = Banda 5

Se detallan las bandas espectrales correspondientes a Landsat 5 y Landsat 8, donde R es la banda roja y NIR refiera a la banda infrarroja.

a) Recopilación de datos

En el presente proyecto se utilizó imágenes satelitales Landsat 5 y Landsat 8 de tipo Radiancia al Techo de la Atmosfera (TOA) las cuales fueron obtenidas con la ayuda del geoservidor en línea Google Earth Engine (GEE), para ello se elaboró un script para el tratamiento y descarga de imágenes limpias. También se utilizó Modelos Digitales de Elevación (DEM) obtenido del Visor de Visualización Global de USGS (GloVis).

b) Creación de base de datos

Se creó una carpeta llamada “DATOS” y subcarpetas para cada proceso a fin de guardar un orden. A continuación, se detalla los datos utilizados:

Tabla 8. Datos principales y complementarios

Principales		Complementarios	
Datos	Tipo de datos	Datos	Tipo de datos
Imagen Landsat 5	Ráster	Vías nacionales	Líneas
Imagen Landsat 8	Ráster	Ríos	Líneas
Límite de la cuenca	Polígono	Centros poblados	Puntos
Área de entrenamiento	Polígono	Límite distrital	Polígono
Cobertura vegetal	Polígono	Límite provincial	Polígono
DEM	Ráster	Límite departamental	Polígono

c) Procesamiento de imágenes satelitales

El procesamiento de las imágenes satelitales se realizó con el software ArcGIS Pro 3.0. La estimación de cobertura vegetal se realizó mediante la técnica del NDVI dado que representa un alto contraste de reflectancia de la clorofila, estos contrastes fueron clasificados de acuerdo con el tipo de cobertura que presenta el suelo; para ello se eligió una zona de entrenamiento con un área de 363,68 ha y una muestra patrón de 9,61ha de características diversas en el C. P de Chaupiyacu con el objetivo de realizar una clasificación de los tipos de coberturas e identificar sus firmas espectrales que emiten por la reflectancia de la luz.

Las firmas espectrales fueron extraídas del archivo ráster que contine información del NDVI, así mismo, se realizó un análisis estadístico para garantizar la normalidad de los datos, corregir e identificar el intervalo o rango máximo de cada firma. Una vez definidas las firmas espectrales se procedió a clasificar toda la zona de entrenamiento para una evaluación de precisión de la clasificación mediante el test multinomial aplicando el lenguaje de programación Python. Posteriormente la clasificación se realizó a toda la cuenca.

3.3.2. Evaluación del efecto de la deforestación en la temperatura en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón

Se evaluó datos históricos (1987-2022) de temperatura máxima y mínima de la estación Tingo María mediante lo siguiente:

Análisis de tendencia Mann-Kendall (MK). El análisis se realizó con el software Rstudio, para ello se desarrolló un script que realiza un análisis profundo de los datos (escala mensual) e identifica los valores atípicos basado en el rango intercuartil (IQR) con el criterio de los 1,5 veces el IQR codificando los valores atípicos como “NA” equivalentes a datos faltantes. Los datos faltantes se completaron mediante el algoritmo de predicción de Imputación Multivariada por Ecuaciones Encadenadas (MICE) con el método de coincidencias de medias predictivas (PMM), posteriormente se estima la tendencia. Se consideró una tendencia estadísticamente significativa cuando P-valor $< \alpha$, siendo $\alpha = 0,05$.

Índices climáticos extremos. Los cálculos se realizaron con el software RclimDex desarrollado por el Servicio Meteorológico de Canadá en la rama de investigación climática, basado en un modelo estadístico R realiza un control de calidad de los datos meteorológicos (escala diaria) y estima 27 índices climáticos; para este estudio sólo se consideraron 15 índices de temperatura extrema recomendados por la ETCCDI que más se ajustan a nivel local; de acuerdo con el control de calidad se realizó la corrección de datos atípicos, los valores faltantes se completaron con el algoritmo MICE. Se consideró estadísticamente significativo cuando p-valor es menor o igual a 0,05.

Modelamiento espacial. Se hizo uso del producto grillado Pisco del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI), donde se establecieron 15 estaciones piloto en zonas estratégicas a nivel de toda la cuenca, datos de temperatura máxima y mínima fueron reescalados y corregidos en base a la información meteorológica histórica de la estación local Tingo María lo que mejora sustancialmente su fiabilidad logrando una alta precisión. Luego se realizó la interpolación mediante algoritmos estocásticos de interpolación espacial (Kriging ordinario) dado que es una herramienta de predicción eficaz ya que considera la distribución espacial de los puntos para definir un patrón de ponderación considerando la distancia y grado de correlación espacial entre los puntos conocidos de las estaciones piloto. Se realizó un análisis de autocorrelación de Moran (Global Moran's I) para evaluar la confiabilidad del modelado espacial.

Tabla 9. Índices de temperatura evaluados en la presente investigación

Índice	Nombre	Definición	Unidad
1	TXx	Tmáx máx.	°C
2	TXn	Tmáx mín.	°C
3	TX	TMAXmean	°C
4	TNx	Tmín máx.	°C
5	TNn	Tmín mínimo	°C
6	TN	TMINmean	°C
7	SU25	Días de verano	Días
8	TR20	Noches tropicales	Días
9	TN10p	Noches frescas	Días
10	TX10p	Días frescos	Días
11	TN90p	Noches cálidas	Días
12	TX90p	Días cálidos	Días
13	WSDI	Duración del período cálido	Días
14	CSDI	Duración de la ola de frío	Días
15	DTR	Rango de temperatura diaria	°C

3.3.3. Evaluación del efecto de la deforestación en los niveles de precipitación en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón

Se evaluó datos históricos (1987-2022) de precipitación acumulada de la estación Tingo María mediante lo siguiente:

Análisis de tendencia Mann-Kendall (MK). El análisis se realizó con el software Rstudio, para ello se desarrolló un script que realiza un análisis profundo de los datos (escala interanual) e identifica los valores atípicos basado en el rango intercuartil (IQR) con el criterio de los 1,5 veces el IQR codificando los valores atípicos como “NA” equivalentes a datos faltantes. Los datos faltantes se completaron mediante el algoritmo de predicción de Imputación Multivariada por Ecuaciones Encadenadas (MICE) con el método de coincidencias de medias predictivas (PMM), posteriormente se estima la tendencia.

Índices climáticos extremos. Los cálculos se realizaron con el software RclimDex, un modelo estadístico R que realiza un control de calidad de los datos (escala diaria) previo a la estimación de 27 índices climáticos, para este estudio sólo se consideraron 11 índices de precipitación extrema recomendados por la ETCCDI que más se ajustan a nivel local; de acuerdo con el control de calidad se realizó la corrección de datos atípicos, los valores faltantes se completaron con el algoritmo MICE.

Modelamiento espacial. Se hizo uso del producto grillado Pisco del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI), donde se establecieron 15 estaciones piloto en zonas estratégicas a nivel de toda la cuenca, datos precipitación anual acumulada fueron reescalados y corregidos en base a la información meteorológica histórica de la estación local Tingo María lo que mejora sustancialmente su fiabilidad logrando una alta precisión. Luego se realizó la interpolación mediante algoritmos estocásticos de interpolación espacial (Kriging ordinario) dado que es una herramienta de predicción eficaz ya que considera la distribución espacial de los puntos para definir un patrón de ponderación considerando la distancia y grado de correlación espacial entre los puntos conocidos de las estaciones piloto. Se realizó un análisis de autocorrelación de Moran (Global Moran's I) para evaluar la confiabilidad del modelado espacial.

Tabla 10. Índices de precipitación evaluados en la presente investigación

Índice	Nombre	Definición	Unidad
1	RX1day	Cantidad máxima de precipitación en 1 día	mm
2	Rx5day	Cantidad máxima de precipitación de 5 días	mm
3	SDII	Índice de intensidad diario simple	mm/día
4	R10	Número de días de fuertes precipitaciones	Días
5	R20	Número de días con precipitaciones muy intensas	Días
6	R25	Número de días superiores a 25 mm	Días
7	CDD	Días secos consecutivos	Días
8	CWD	Días lluviosos consecutivos	Días
9	R95p	Días muy húmedos	mm
10	R99p	Días extremadamente húmedos	mm
11	PRCPTOT	Precipitación total anual en días húmedos	mm

3.3.4. Determinación de la relación entre la deforestación, temperatura y niveles de precipitación en la cuenca del Río Monzón

Se empleó el análisis de correlación de Pearson a datos obtenidos mediante la técnica de extracción de información por puntos aleatorios de capas ráster de NDVI, temperatura máxima, temperatura mínima y precipitación modelados previamente en los objetivos 2 y 3, los datos vacíos se completaron mediante un algoritmo de imputación avanzado en Python con el método de KNNImputer; antes de realizar el análisis se verificó que los datos estén en el mismo sistema de coordenadas, que tengan la misma extensión y resolución, para ello se aplicó la técnica de normalización para transformar los datos a una escala de 0 a 1 teniendo en cuenta valores mínimos y máximos.

Fórmula de escala min-max para normalizar los datos:

$$X_{normalizado} = \frac{X - min}{max - min} \quad (11)$$

3.3.5. Estimación del cambio de la temperatura y precipitación al año 2050 en la cuenca del Río Monzón

La proyección de datos se realizó mediante el método de reducción de escala (downscaled) que refiere a la técnica de obtener datos locales de mejor resolución a partir de datos generales de escalas mayores como los proporcionados por modelos climáticos globales (GCM), es así como se hizo uso de datos del proyecto CMIP 5 del modelo ACCESS1-3 escenario rcp85; comparado con los CMIP6, el proyecto CMIP 5 se ajusta mejor a nuestra región siendo sus datos más representativos.

Para ello empleamos modelos de aprendizaje automático (machine learning) en Python donde se entrena datos históricos locales y datos globales de manera conjunta por estaciones del año con el algoritmo Random Forest usando la optimización de hiperparámetros (Grid Search) y validación cruzada TimeSeriesSplit que maximiza la eficiencia del modelo de aprendizaje para garantizar un rendimiento robusto y generalizable capaz de realizar predicciones precisas en datos nuevos y no considerados durante el entrenamiento; con los modelos de entrenamiento se ajustaron datos globales de temperatura máxima, temperatura mínima y precipitación al año 2050.

3.4. Criterio y análisis del estudio

3.4.1. Nivel de investigación

El nivel de investigación es correlacional dado que se busca conocer la relación o grado de asociación que existe entre el cambio climático y la deforestación, para luego cuantificar, analizar y establecer vinculaciones las cuales permitieron hacer predicciones de las condiciones climáticas al año 2050. Según Hernandez Et al. (2010) los estudios correlacionales también tienen un propósito predictivo.

3.4.2. Tipo de investigación

El tipo de investigación es no experimental con tecnológica aplicada puesto que se hizo uso de la tecnología como principal herramienta para el recojo, procesamiento y análisis de la información, en este caso se utiliza el software ArcGIS como tecnología de referencia de los SIG aplicado al campo de la teledetección de cobertura vegetal para la estimación de la deforestación y análisis de autocorrelación espacial.

3.4.3. Método de investigación

Se empleó el método histórico dado que se utiliza imágenes satelitales tomadas desde el año 1987 al 2022 con el fin de observar cambios espaciales de cada imagen en periodos de 7 años, es decir se realizó un análisis multitemporal; así mismo, se hace uso de registros históricos de precipitación y temperatura los cuales fueron procesados y analizados para determinar si existe o no variaciones en el tiempo.

3.4.4. Diseño de investigación

Se empleó el diseño longitudinal correlacional-causal debido a que la presente investigación centra su objetivo en determinar la relación que existe entre el cambio climático y la deforestación en un tiempo determinado basado en una relación causa efecto y cómo estas evolucionan al paso del tiempo.

3.4.5. Población y muestra

El área de estudio corresponde a la cuenca del Río Monzón abarcando una superficie de 2 612,3636 km² donde la población vendría hacer el mismo valor, el tipo de muestreo empleado fue estratificado, el cual consiste en la clasificación de la superficie terrestre de acuerdo al tipo de cobertura que presenta el suelo.

Tabla 11. Técnica e instrumentos de recolección de datos

Técnica	Instrumentos	Instrumentos de Registro
Biblioteca de datos	Equipo computacional	Ficha de registro de datos
virtuales y método de	Material de medición	Lápiz y lapicero
observación	Equipos de medición	Cámara fotográfica y video
	Registro de datos	Cuaderno de apuntes

3.4.6. Análisis de datos

Para el estudio de datos climatológicos (temperatura máxima, temperatura mínima, precipitación) se aplicó la estadística inferencial que comprende la estimación de tendencias climáticas mediante el test de Mann-Kendall de datos previamente procesados que incluyó la identificación de valores atípicos por rango intercuartil y algoritmos de predicción de Imputación Multivariada por Ecuaciones Encadenadas (MICE) con el método de coincidencias de medias predictivas (PMM). Por otro lado, para el análisis espacial se aplicó técnicas de interpolación mediante algoritmos estocásticos de interpolación espacial (Kriging ordinario), además del test multinomial, análisis de correlación y autocorrelación espacial.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Evaluación de la tasa de deforestación producida en el periodo 1987-2022 en la cuenca del Río Monzón

Para la determinación de la tasa de deforestación se consideró como zonas deforestadas las áreas sin vegetación, pastos y arbustos. La cuenca del Monzón fue una zona productora de coca, el cual contribuyó a la deforestación de la mayoría de estas tierras donde ahora predominan pastos y arbustos, por ello al momento de clasificar se consideró sólo la vegetación densa (bosque denso) con una firma espectral promedio mayor igual a 0,7 del NDVI. Así mismo, se evaluó la precisión de la clasificación de coberturas obteniéndose un índice Kappa general de 0,9088 (ver Tabla 18) que de acuerdo con Li Et al. (2023) el valor estadístico se interpreta como casi perfecto o muy bueno (ver Tabla 2), también se tiene el índice multinomial (ver Anexo 1) que realiza un análisis por tipo de clasificación superando con éxito las exigencias de calidad mínimas del 85% para pastos, 95% bosque denso y 90% para zonas sin vegetación lo cual indica una clasificación correcta y representativa de los tipos de cobertura de suelo (ver Tabla 4).

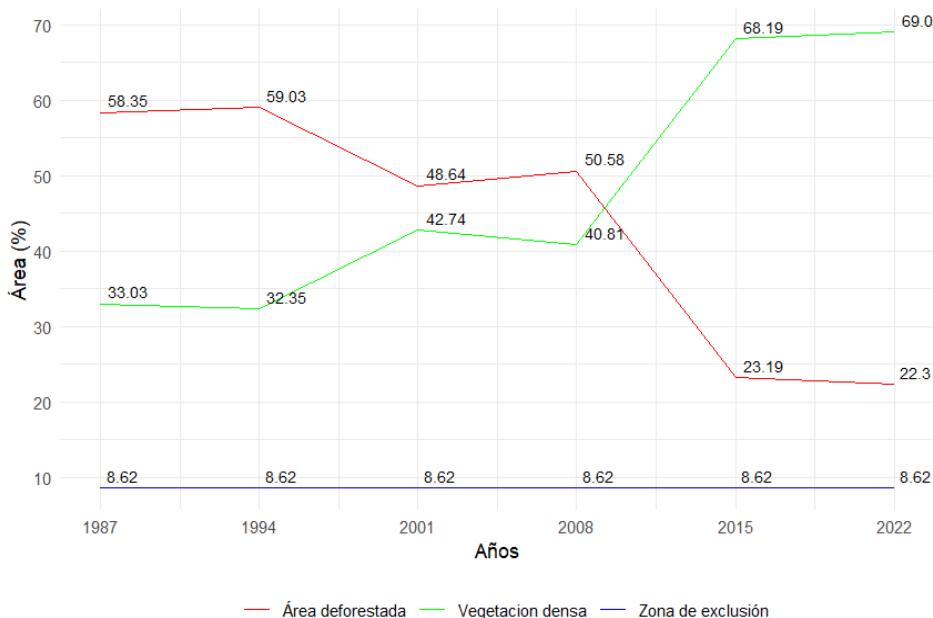


Figura 3. Cobertura vegetal al inicio de cada periodo.

La Figura 3 muestra el porcentaje equivalente en área de zonas con vegetación densa, áreas deforestadas y zona de exclusión para cada inicio de periodo. Se puede observar que las zonas con vegetación densa disminuyen ligeramente en -0,68 unidades porcentuales para el año

1994 obteniéndose un valor de 32,35%, se incrementa considerablemente en 10,39 unidades al año 2001 obteniéndose un valor de 42,74%, disminuye en -1,93 unidades al 2008 obteniéndose un valor de 40,81%, para el año 2015 aumenta en 27,38 unidades obteniéndose un valor de 68,19%, al año 2022 aumenta en 0,9 unidades obteniéndose un valor de 69,09%. Los datos analizados demuestran una recuperación positiva de los bosques. Respecto al área deforestada, presenta una disminución a lo largo del tiempo pasando del 58,35% en 1987 a 22,3% en 2022, evidenciándose la gran capacidad de recuperación de los bosques.

La zona de exclusión constituye las altitudes mayores a 3 650 m.s.n.m considerado como parte sierra que por naturaleza están cubiertos de pastos y arbustos en pocas cantidades, no existe vegetación densa como en altitudes menores de zona selva, motivo por el cual se ha excluido del análisis multitemporal para reducir el error en la estimación de la tasa de deforestación de bosques. Representa el 8,62% de toda la cuenca equivalente a 225,08 km² o 22 507,82 ha.

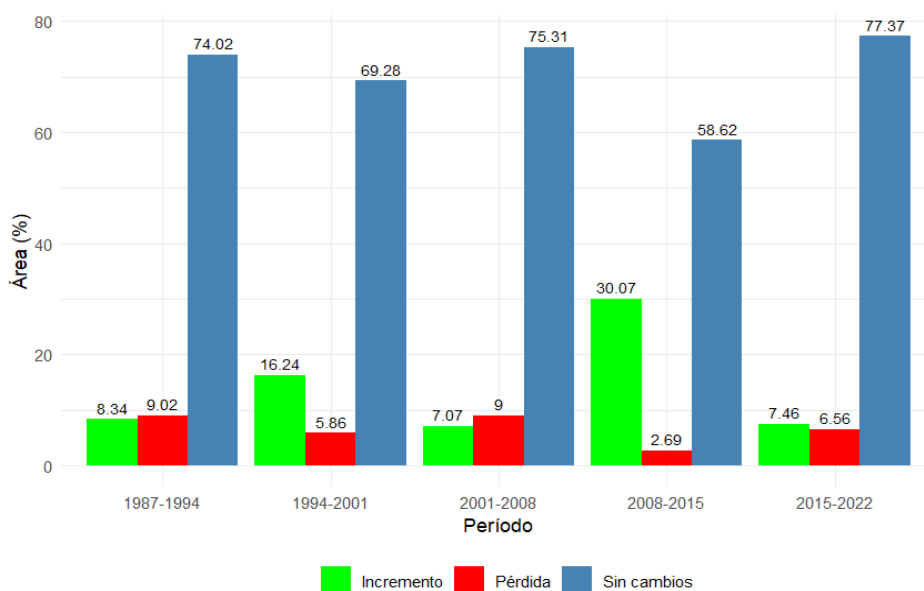


Figura 4. Porcentaje de incremento y pérdida de cobertura vegetal por periodos.

Si evaluamos la pérdida de vegetación por periodo (Figura 4), al segundo periodo disminuye de 9,02% a 5,86%, al tercer periodo aumenta en 3,14 unidades porcentuales alcanzando un valor de 9%, al cuarto periodo se reduce en -6,31 unidades alcanzando un valor de 2,69%, al quinto periodo aumenta en 3,87 unidades alcanzando un valor de 6,56%; si calculamos el promedio, la tasa de deforestación por periodo sería de 6,62% equivalente al 0,18% del área de la cuenca o 470,23ha anuales. En comparación del primer y último periodo, la tasa de deforestación ha disminuido en -2,46 unidades porcentuales.

En cuanto al incremento de cobertura vegetal, se observa un aumento del primer periodo al segundo en 7,9 unidades porcentuales alcanzando un valor de 16,24%, al tercer periodo disminuye en -9,17 unidades alcanzando un valor de 7,07%, al cuarto periodo aumenta notablemente en 23 unidades alcanzando un valor de 30,07%, al quinto periodo disminuye en -22,61 unidades alcanzando un valor de 7,46%; si calculamos el promedio, la tasa de incremento de vegetación por periodo sería de 13,84% equivalente al 0,38% del área de la cuenca o 992,7ha anuales. En comparación del primer y último periodo, la tasa de incremento de vegetación varía en -0,88 unidades porcentuales.

El área sin cambios representa las zonas que no han experimentado pérdida ni incremento de vegetación.

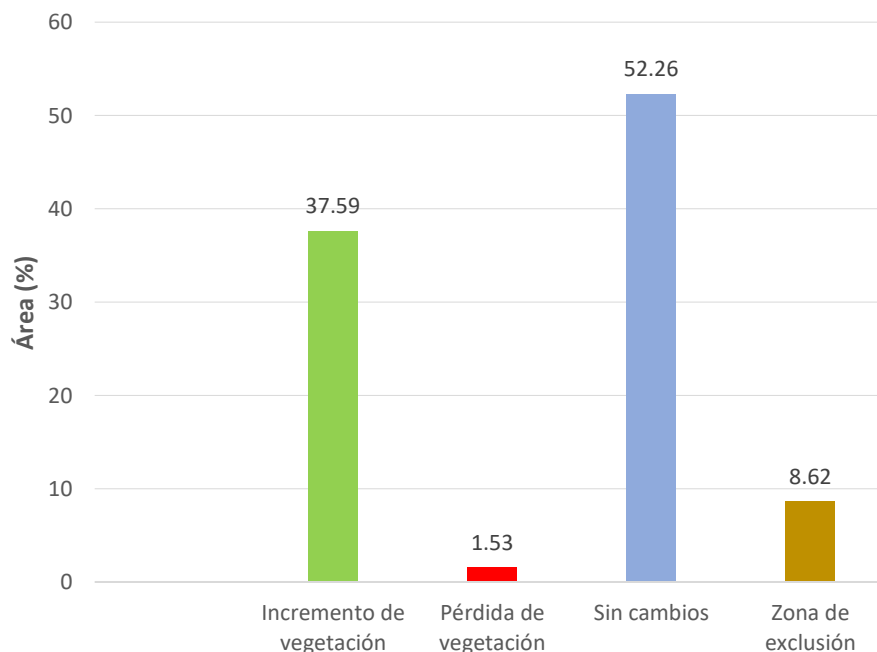


Figura 5. Incremento y pérdida de cobertura vegetal entre 1987 y 2022.

Al evaluar los 36 años como un solo periodo (Figura 5), la pérdida de vegetación equivale a 1,53%, el incremento de vegetación un 37,59% y las áreas que no han experimentado cambios representa el 52,26%. Los resultados muestran que se ha recuperado un 37,59% de los bosques en la cuenca del Monzón; visto en la Figura 3, el año de 1987 (primer año de evaluación) el área deforestada representaba el 58,35% mientras que al 2022 equivale un 22,3% con una reducción de -36,05 unidades porcentuales, esto explica la alta recuperación de los bosques en la cuenca del Monzón, sin embargo, los resultados difieren si evaluamos como un solo periodo dando un valor de 1,53% de pérdida de vegetación desde 1987 al 2022.

En el análisis multitemporal, el software ArcGIS analiza los cambios de un tipo de variable en dos periodos diferentes, tanto en pérdidas como incrementos, al existir un mayor porcentaje de cobertura vegetal en el año 2022 muy por encima del primer año de análisis (1987), el porcentaje de incremento de vegetación es superior respecto al porcentaje de pérdidas, motivo por el cual en adelante, para el análisis de deforestación se considera el estudio por periodos dado que son más representativos y permiten ver los cambios al paso del tiempo.

Teniendo en cuenta el análisis de deforestación evaluado por periodos desde el año 1987 al 2022 y la pendiente del gráfico mostrado en la Figura 3, la tasa de deforestación anual promedio tomaría un valor negativo de -0,18% dado que las áreas deforestadas disminuyen. La deforestación fue causada principalmente por la agricultura, específicamente el cultivo de la hoja de coca, es por ello que coincido con Philippe y Karume (2019) que la agricultura es el principal factor que contribuye a la pérdida de bosques.

Así mismo, Layza Et al. (2018) señala que la deforestación en la provincia de San Martín experimentó una disminución significativa en el período comprendido entre 2007 y 2014, pasando del 26,86% al 22% reduciéndose 4,86%, equivalente a una tasa anual de -0,61% debido a programas de recuperación de zonas forestales. Al comparar estos resultados con los hallazgos en la presente investigación, observamos una tendencia similar de disminución en la tasa de deforestación, con un valor negativo de -0,18%. Esto sugiere una reducción continua de la deforestación a lo largo de los años, aunque difiere ligeramente de los resultados presentados por Layza, con una discrepancia de -0,43 unidades porcentuales.

Si comparamos la deforestación producida en la cuenca del Monzón y la provincia de San Martín, ambas están influenciadas directamente por la agricultura; esto se puede explicar por la topografía del terreno de San Martín, que, al poseer áreas en su mayoría planas, la agricultura puede expandirse con mayor rapidez, características opuestas a la cuenca en estudio. La deforestación en la cuenca del Monzón disminuye cada vez más por la reducción de los cultivos de coca, mientras que en la provincia de San Martín también se reduce, pero aún se conservan las zonas agrícolas de tipo intensivas.

Por otro lado, Zvobgo y Tsoka (2021) realizaron una investigación de la deforestación producida en la cuenca alta de Manyame, Zimbabue en Mozambique país al sur de África, el cual presenta características similares a la cuenca del Monzón, determinaron que durante 30 años la cuenca evaluada perdió el 9,4% de área vegetal es decir 0,31% anual, el cual difiere a la cuenca en estudio (-0,18%), esto nos indica que la deforestación está condicionada por la actividad agrícola, en las cuencas altas es mucho menor que en las cuencas medias y bajas.

4.2. Evaluación del efecto de la deforestación en la temperatura en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón

En este apartado se estudia la variación de la temperatura mediante el análisis de tendencias, índices climáticos y modelamiento espacial, las cuales se describen en adelante:

4.2.1. Tendencias

Se analizaron datos históricos de temperatura máxima, mínima y promedio de la estación meteorológica Tingo María desde el año 1987 al 2022 a través del software Rstudio, además se realizó la corrección de datos atípicos los mismos que fueron recalculados mediante el algoritmo de predicción de Imputación Multivariada por Ecuaciones Encadenadas. A continuación, se muestran los resultados:

a) Temperatura máxima

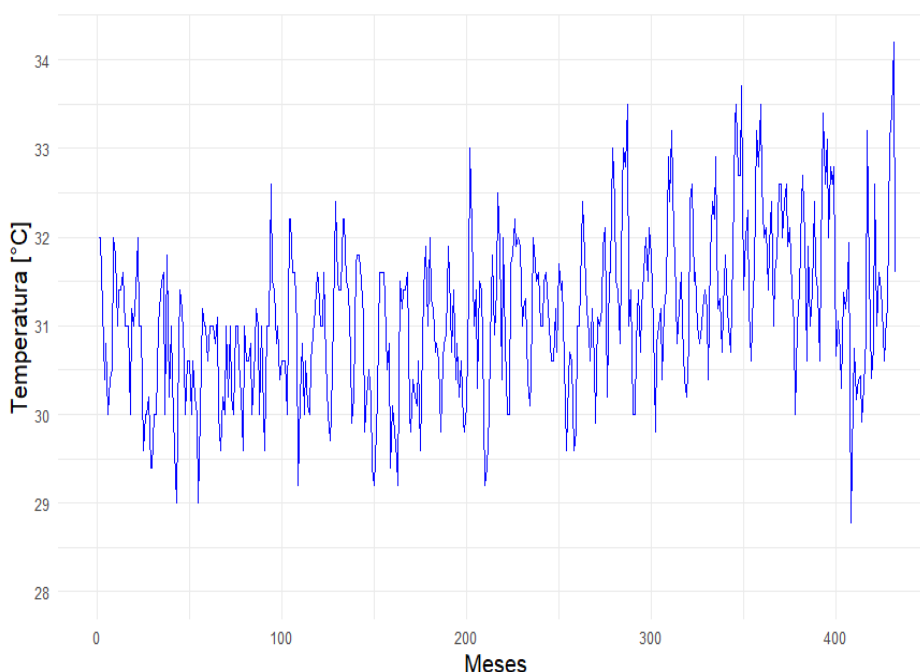


Figura 6. Temperatura máxima mensual-Estación Tingo María, 1987 - 2022.

En la Figura 6 se observa un comportamiento oscilatorio de la temperatura máxima con valores que se alejan de la media, pero se encuentran dentro del rango tolerable. Además, se aprecia una temperatura máxima de 34,2°C, mínima de 28,78°C y promedio de 31,11°C.

Para conocer mejor la variación de la temperatura máxima mensual, realizamos un gráfico de dispersión.

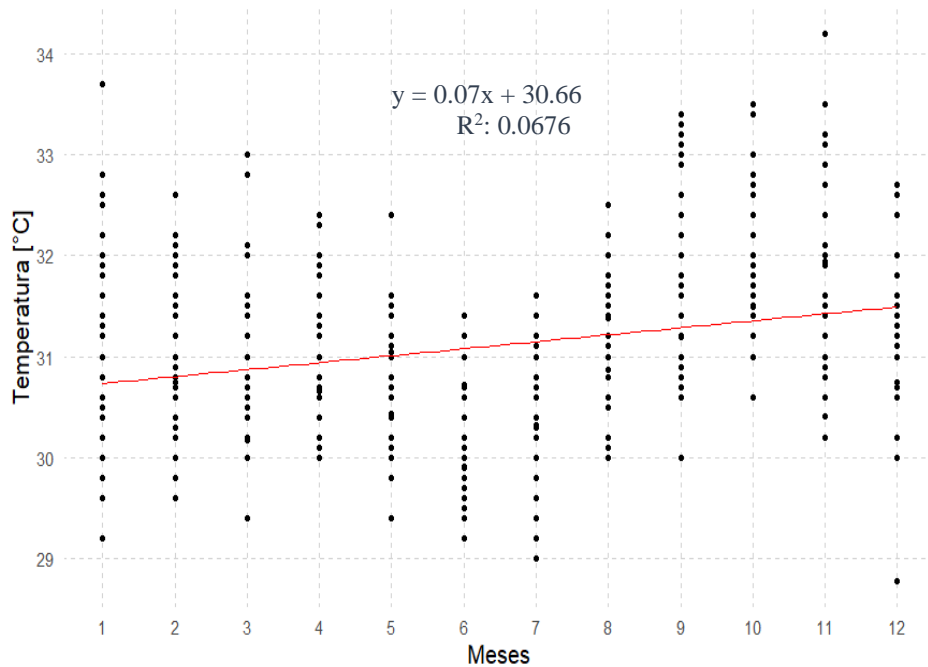


Figura 7. Temperatura máxima mensual anual.

De acuerdo con la Figura 7, los meses que superan los 33°C son setiembre, octubre y noviembre. Estos registros presentan una tendencia ascendente desde enero hasta diciembre.

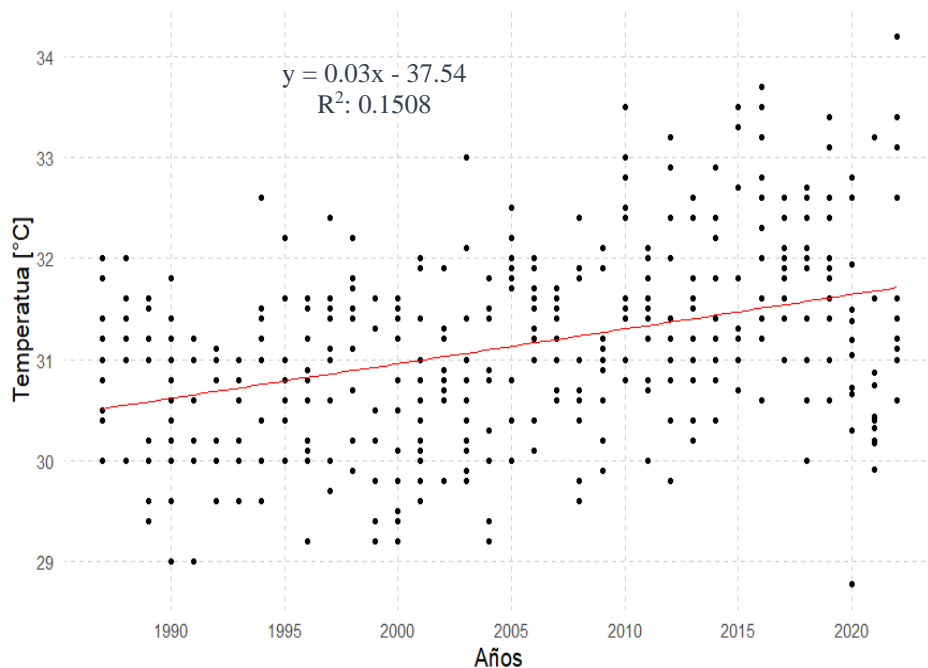


Figura 8. Temperatura máxima anual.

Así también, del gráfico de dispersión anual (Figura 8) se infiere que los años con temperaturas máximas registradas recurrentes fueron 2010, 2015, 2016 y 2019; se observa claramente una tendencia creciente, es decir, la temperatura máxima va en aumento con el paso de los años.

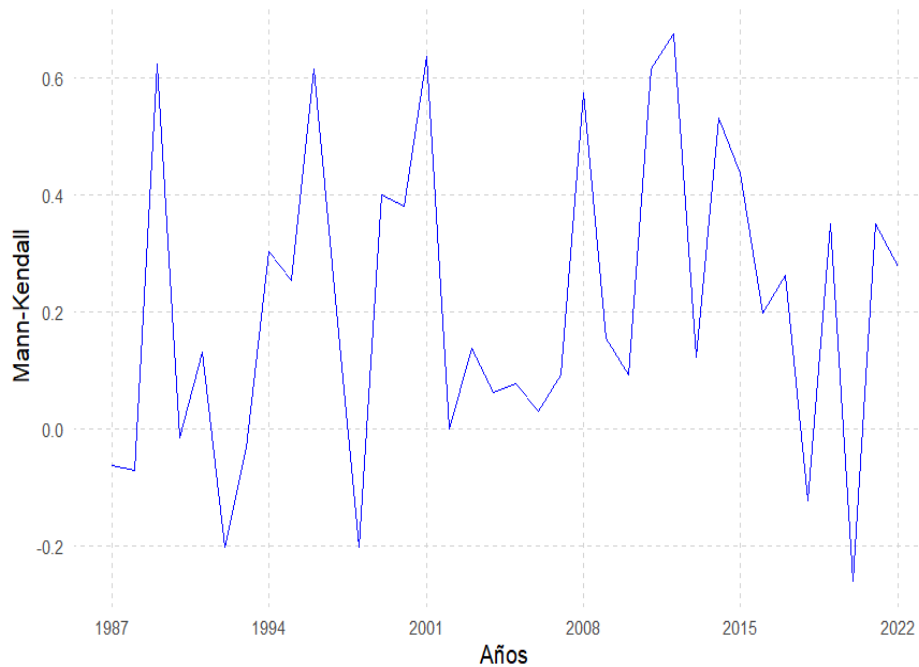


Figura 9. Tendencia anual de la temperatura máxima.

Se observa las tendencias anuales de la temperatura máxima (Figura 9) cuyas variaciones son significativas con valores máximos de 0,68 y mínimos de -0,26.

b) Temperatura mínima

Veamos la temperatura mínima. De la Figura 10, se tiene una temperatura mínima máxima de 21,62°C, mínima 15°C y promedio de 19,13°C.

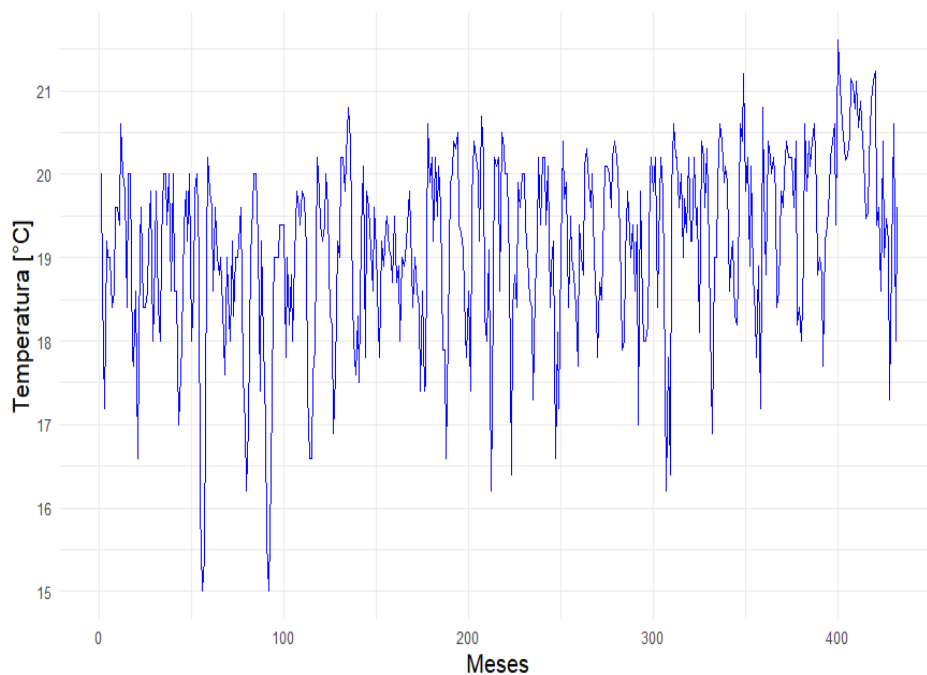


Figura 10. Temperatura mínima mensual-Estación Tingo María, 1987 - 2022.

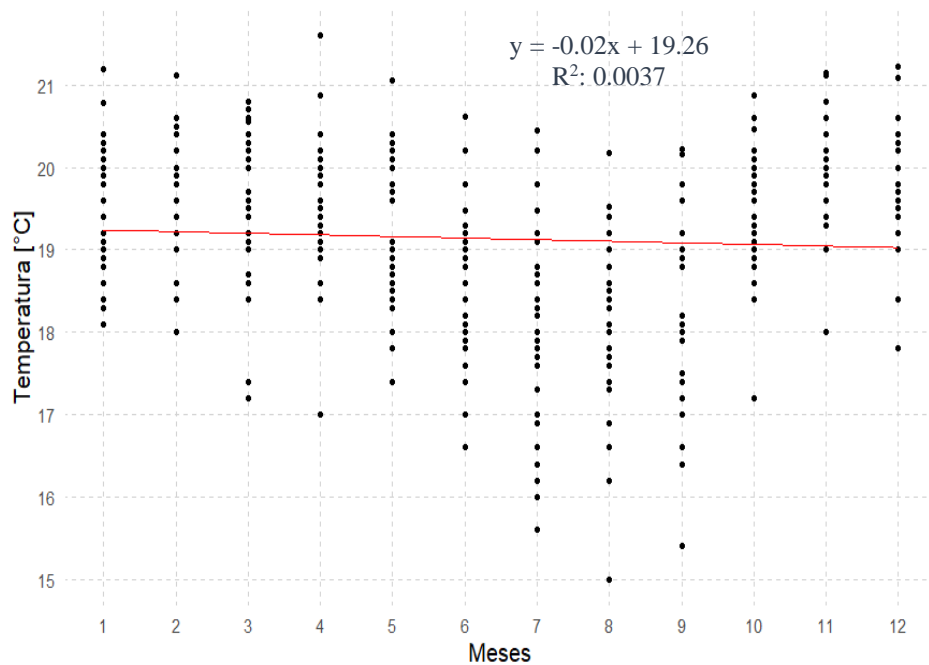


Figura 11. Temperatura mínima mensual anual.

De acuerdo con la Figura 11, los meses con registros recurrentes de temperaturas inferiores a 17°C son julio, agosto y setiembre mientras los demás meses superan la temperatura media central.

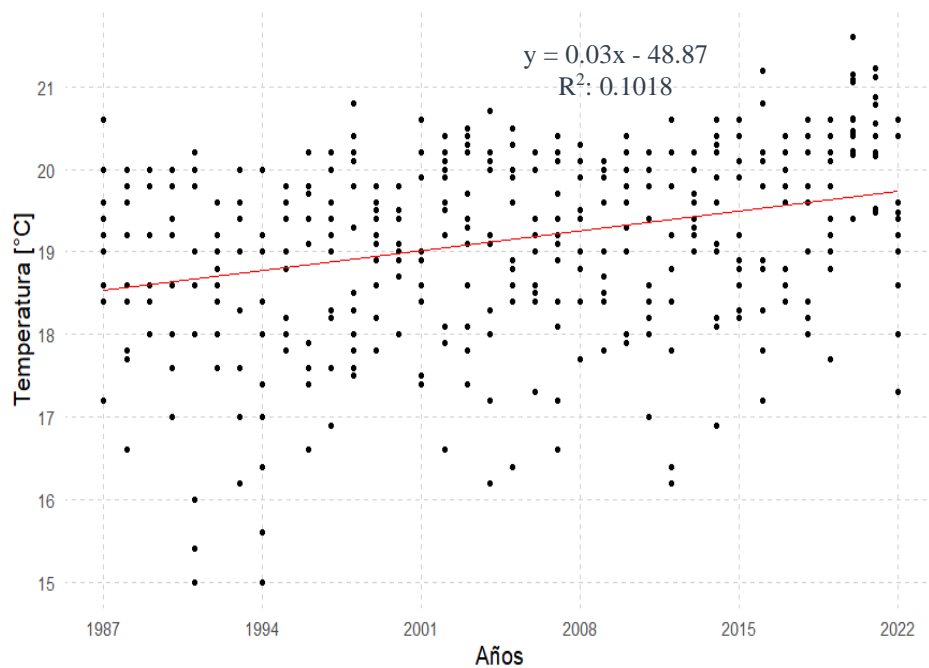


Figura 12. Temperatura mínima anual.

Analizamos la temperatura mínima anual (Figura 12), se observa registros de temperaturas inferiores a 16°C en 1991 y 1994 considerándose los años más fríos del análisis.

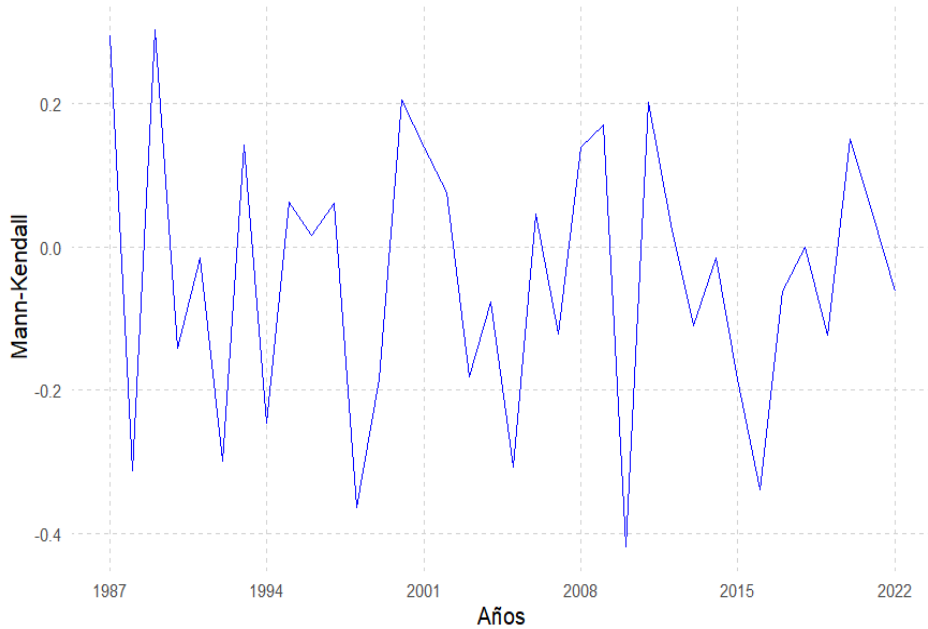


Figura 13. Tendencia anual de la temperatura mínima.

Se observa las tendencias anuales de la temperatura mínima (Figura 13) cuyas variaciones son significativas con valores máximos de 0,3 y mínimos de -0,42.

c) Temperatura promedio

La temperatura promedio es un indicador del clima local por ello su estudio es importante, ya que permite aproximar la temperatura predominante durante el día. Como resultado del análisis se tiene una temperatura promedio máxima de 27,45°C, mínima de 22,4°C y promedio de 25,13°C (Figura 14).

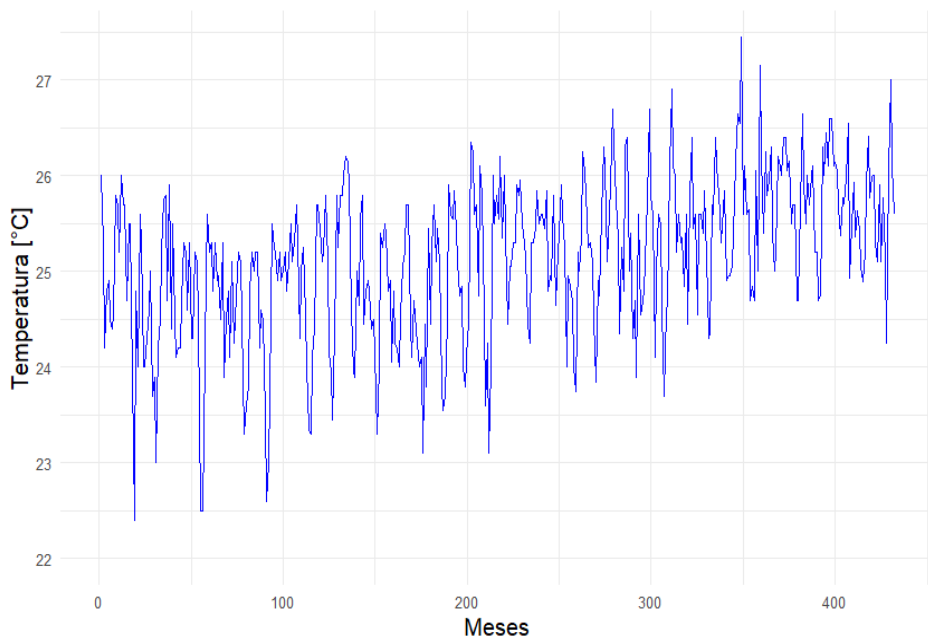


Figura 14. Temperatura promedio mensual-Estación Tingo María, 1987 - 2022.

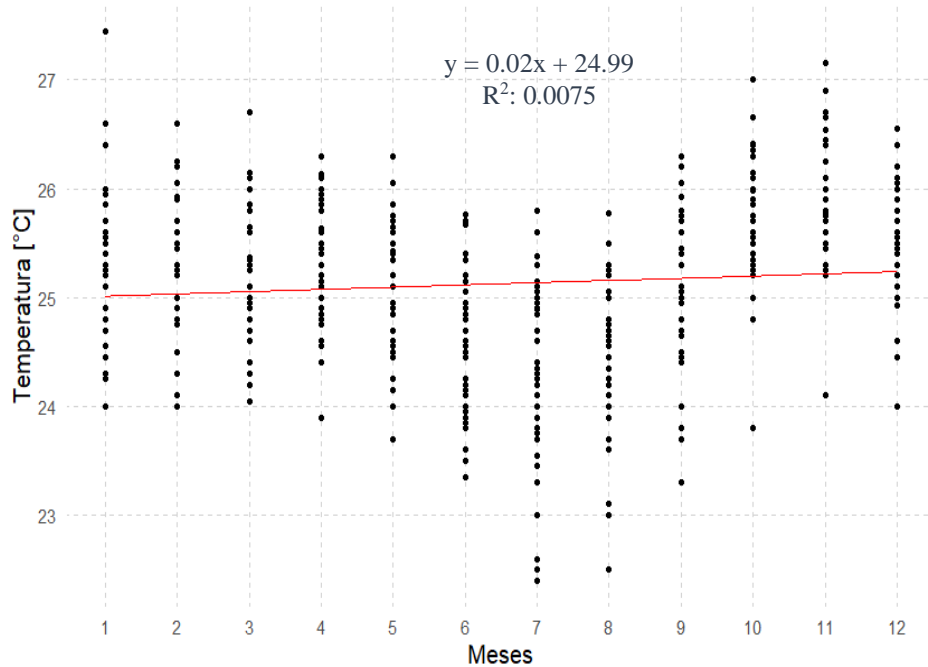


Figura 15. Temperatura promedio mensual anual.

Los meses con temperaturas promedio mínimas son julio y agosto (igual o inferior a 23°C), mientras que las temperaturas promedio máximas se registraron en los meses de enero, octubre y noviembre (igual o superior a 27°C) según muestra la Figura 15.

A través del gráfico de dispersión de la temperatura promedio anual (Figura 16) se observó una tendencia ascendente de los datos lo que significaría un aumento de la temperatura en los últimos 36 años de estudio considerado desde 1987 hasta el año 2022.

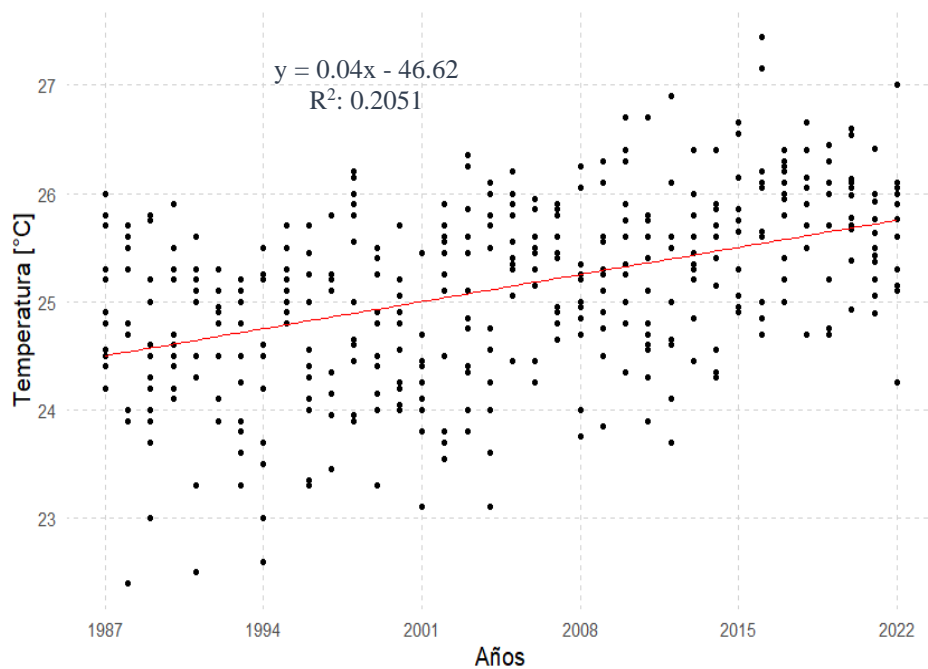


Figura 16. Temperatura promedio anual.

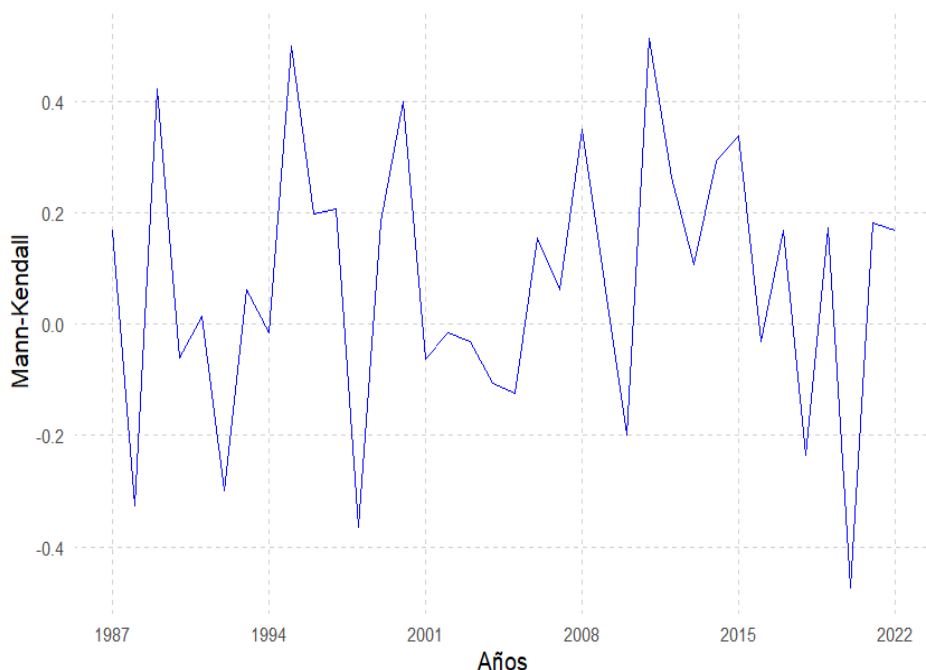


Figura 17. Tendencia anual de la temperatura promedio.

Se observa las tendencias anuales de la temperatura promedio (Figura 17) cuyas variaciones son significativas con valores máximos de 0,52 y mínimos de -0,47.

Tabla 12. Resumen de temperaturas máximas, mínimas y promedio al inicio de cada periodo

Indicador	Años al inicio de cada periodo						
	1987	1994	2001	2008	2015	2022	
Temperatura °C	Máxima	32,00	32,60	32,00	32,40	33,50	34,20
	Mínima	17,20	15,00	15,40	17,70	18,20	15,00
	Promedio	25,11	24,37	24,61	24,95	25,63	25,36

Fuente: SENAMHI - Estación Meteorológica Tingo María, datos originales.

Tabla 13. Resultados de tendencias globales de temperaturas máximas, mínimas y promedio

Indicador	Temperatura		
	Máxima	Mínima	Promedio
Máximo	34,2	21,61	27,45
Mínimo	28,78	15,00	22,40
Promedio	31,113	19,134	25,126
Tendencia global (MK)	0,258	0,224	0,309
P-valor	$2,22 \times 10^{-16}$	$2,22 \times 10^{-16}$	$2,22 \times 10^{-16}$

Nota. Resultados de datos corregidos para el análisis de tendencias.

De acuerdo con el planteamiento de hipótesis (ver Anexo 2) y el estadístico de prueba, el estudio de tendencia sugiere un aumento (tendencia ascendente) de la temperatura en los últimos 36 años; teniendo como referencia el primer y último periodo, para temperaturas máximas se registró un aumento de 2,2°C, mientras que la temperatura mínima disminuyó en 2,2°C, por otro lado, se tiene la temperatura promedio con un aumento de 0,25°C.

4.2.2. Índices climáticos

Para tener un indicativo más claro sobre el cambio del clima se analizó los índices climáticos más extremos recomendados por la ETCCDI con el software RclimDex.

Tabla 14. Resultados de índices de temperatura extrema-Estación Tingo María

N°	Índice	Nombre	Pendiente	P-valor	Unidad
1	TXx	Tmáx máx.	0,061	0	°C
2	TXn	Tmáx mín.	0,01	0,377	°C
3	TX	TMAXmean	0,038	0	°C
4	TNx	Tmín máx.	0,022	0,194	°C
5	TNn	Tmín mínimo	0,052	0,035	°C
6	TN	TMINmean	0,029	0	°C
7	SU25	Días de verano	0,682	0,002	Días
8	TR20	Noches tropicales	3,372	0	Días
9	TN10p	Noches frescas	-0,546	0	Días
10	TX10p	Días frescos	-0,13	0,01	Días
11	TN90p	Noches cálidas	0,54	0,018	Días
12	TX90p	Días cálidos	0,725	0	Días
13	WSDI	Duración del período cálido	0,141	0,011	Días
14	CSDI	Duración de la ola de frío	-0,052	0,223	Días
15	DTR	Rango de temperatura diurna	0,014	0,187	°C

De acuerdo con los índices de temperatura extrema calculados (Tabla 14), se tiene una tendencia ascendente significativa (p -valor $< 0,05$) para el valor máximo de la temperatura máxima (TXx), promedio de la temperatura máxima (TX), valor mínimo de la temperatura mínima (TNn) y promedio de la temperatura mínima (TN), mientras que se estimó una tendencia ascendente no significativa para el valor mínimo de la temperatura máxima (TXn) y valor máximo de la temperatura mínima (TNx). Esto sugiere que existe un claro aumento de la temperatura respecto al tiempo.

Así también, es notorio el aumento de los días de verano (SU25) siendo estadísticamente significativa con tendencia ascendente, coincidente con las noches tropicales (TR20) de tendencia significativa ascendente muy marcada, en consecuencia, se espera la reducción de las noches frescas (TN10p) tal como se muestra en los resultados con tendencia descendente significativa, al igual que los días frescos (TX10p) que también presentan una tendencia descendente significativa. Por otro lado, tenemos las noches cálidas (TN90p) y días cálidos (TX90p) que van en aumento con tendencias significativas muy marcadas, esto confirma una vez más que existe un claro aumento de la temperatura en los últimos 36 años de estudio.

Evaluamos el periodo cálido (WSDI) así como el rango de temperatura diurna (DTR) las mismas que presentan una tendencia ascendente significativa para la primera y no significativa para la segunda. También se tiene la duración de olas de frío cada vez menores (CSDI), de acuerdo con su tendencia descendente no significativa se puede interpretar como noches más cálidas.

4.2.3. Modelamiento espacial

De acuerdo con los datos de temperaturas máximas y mínimas del producto grillado PISCO se realizó el modelamiento de la temperatura a nivel de toda la cuenca del Río Monzón, para ello se estableció 15 estaciones meteorológicas piloto en zonas estratégicas. Del análisis espacial se tiene una clara percepción de la variación de la temperatura que a su vez está influenciada directamente por la altitud ya que es una cuenca que abarca zonas selva como sierra con altitudes desde 680 hasta 4 658 m.s.n.m.

Es importante mencionar que en este modelamiento las temperaturas máximas (Figura 18) no superan los 31,87°C en altitudes bajas de la cuenca al año 2022 puesto que es un modelo ajustado y reescalado de datos PISCO a nivel de cada estación piloto con datos de la estación meteorológica Tingo María, en el año 1987 se tuvo una temperatura máxima de 29,9°C. Del modelamiento espacial se tiene que las temperaturas máximas se concentran en altitudes bajas de la cuenca; si evaluamos la temperatura respecto al tiempo se tiene evidentes cambios con tendencia ascendente, lo que quiere decir, que la temperatura está aumentando gradualmente tal como lo señalan los resultados de tendencia e índices climáticos descritos anteriormente.

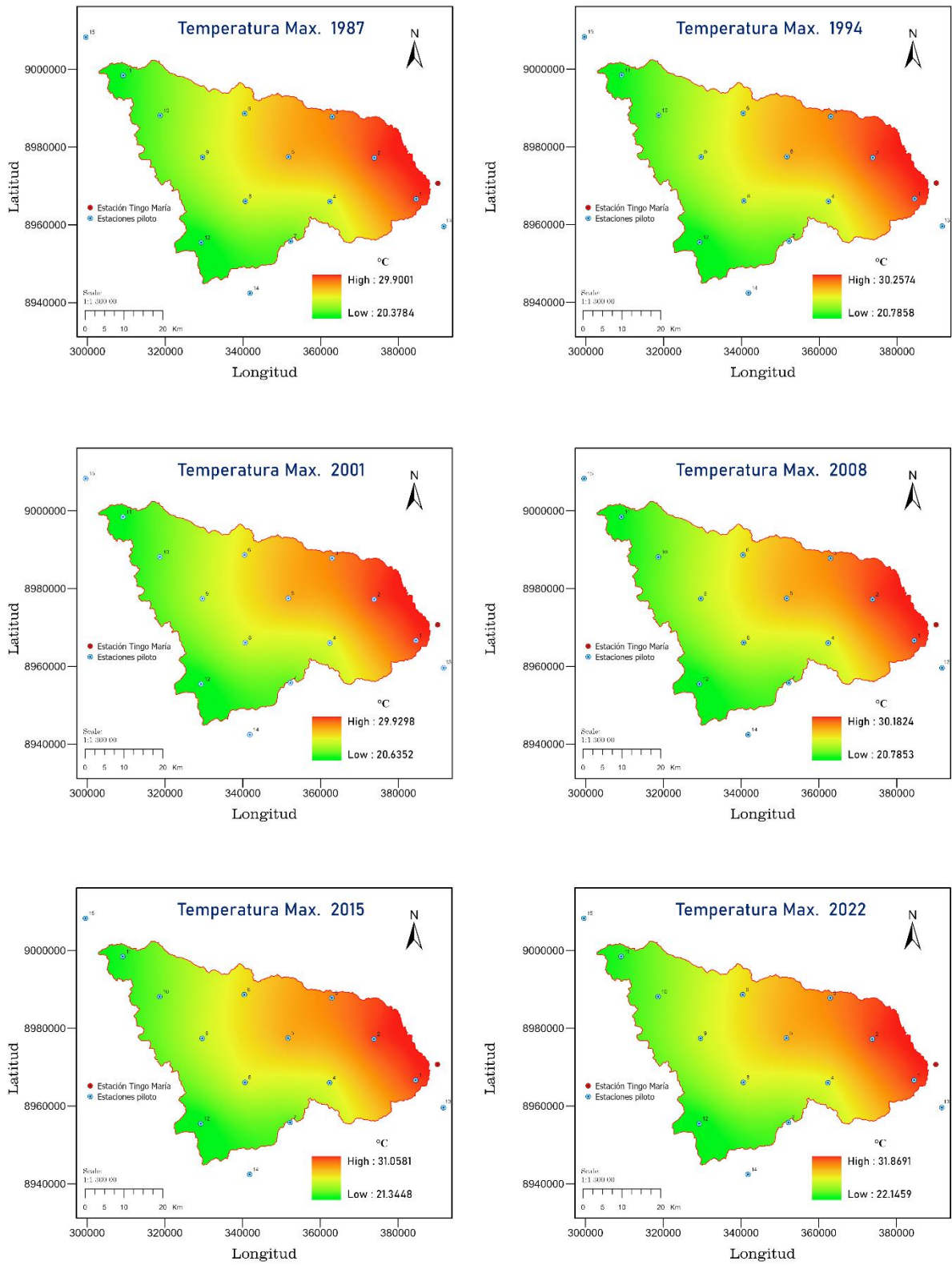


Figura 18. Modelamiento espacial temperatura máxima periodo 1987-2022.

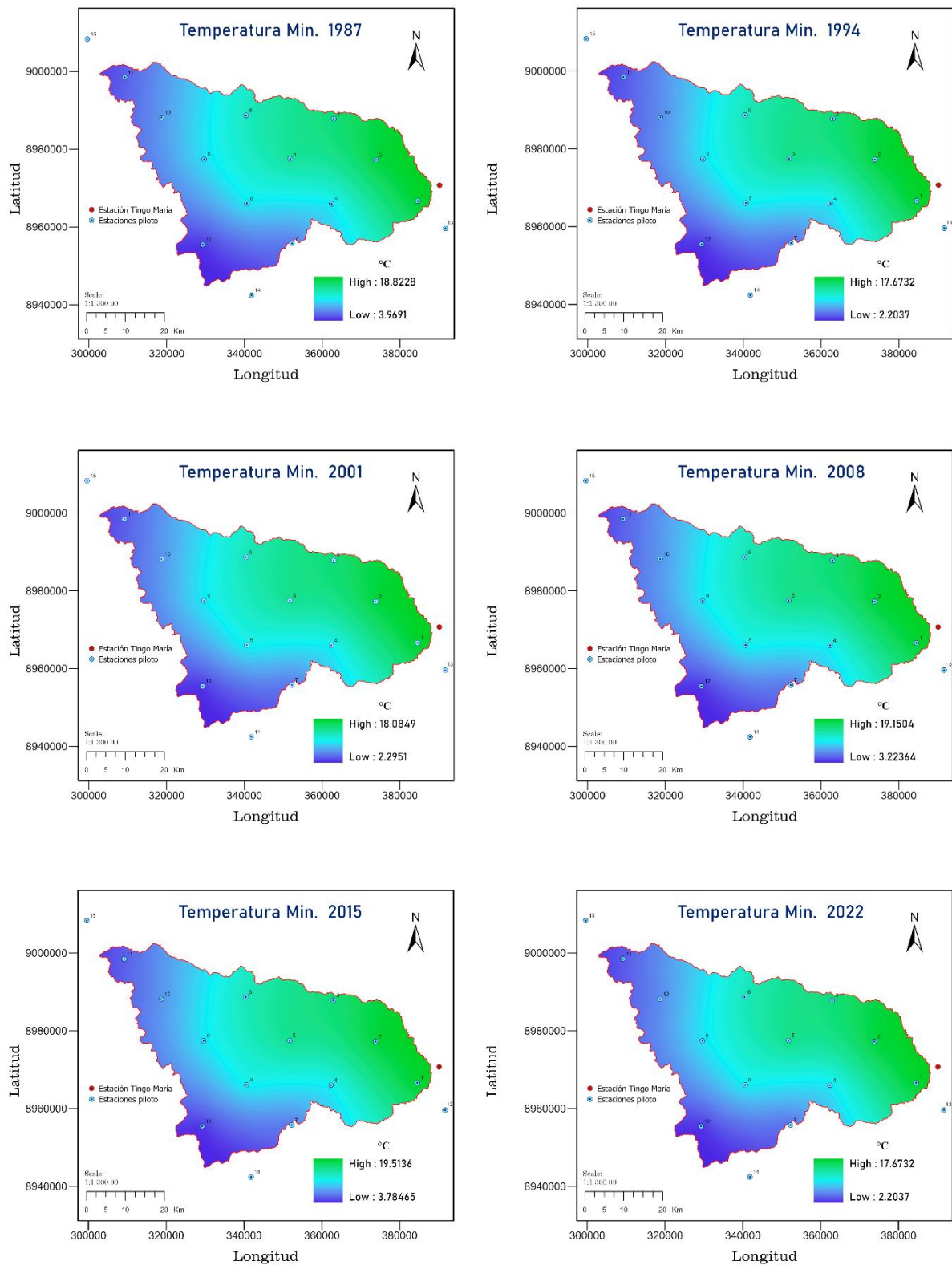


Figura 19. Modelamiento espacial temperatura mínima periodo 1987-2022.

De la misma manera se hizo el modelamiento espacial (Figura 19) para temperaturas mínimas donde se tiene temperaturas de hasta 2,2°C al año 2022 en altitudes mayores de la cuenca; comparado con el año 1987 (3,97°C) la temperatura mínima disminuyó en 1,77°C.

Haciendo una recapitulación de los resultados podemos afirmar que existe un aumento notorio de la temperatura promedio en $0,25^{\circ}\text{C}$ durante los últimos 36 años de evaluación los cuales fueron validados con el análisis de tendencia, índices climáticos extremos y modelamiento espacial. El análisis de autocorrelación espacial de Moran cuyo resultado es 0,99 señala que existe una alta correlación positiva (ver Anexo 2- Figura 64) lo que sugiere tendencias hacia la agrupación de los valores analizados, por lo tanto, los resultados del modelo son significativos y de alta consistencia.

De acuerdo con Chaddad Et al. (2022) la temperatura puede aumentar en 10°C en zonas deforestadas (suelo desnudo) y 4°C en los bordes de los bosques, por lo que estoy de acuerdo con lo referido por Zeppetello Et al. (2020) que “la deforestación influye directamente en el aumento de la temperatura y que el aumento más extremo se encuentra en zonas de la selva tropical con grandes extensiones de deforestación”, tal como lo confirma Layza Et al. (2018) “la deforestación influye directamente en el cambio climático”.

4.3. Evaluación del efecto de la deforestación en los niveles de precipitación en el periodo 1987-2022 de la cuenca del Río Monzón

4.3.1. Tendencias

Veamos la variación de la precipitación desde enero de 1987 hasta 2022 (Figura 20). Se observó precipitaciones máximas de 700 mm/mes, mínima de 12,4 mm/mes y precipitación media de 279,4 mm/mes; cabe mencionar que se realizó la corrección de datos atípicos del bloque total de precipitación (interanual), donde 12,4 mm/mes se encuentra dentro del rango intercuartil calificado como datos normales, esto debido a la marcada diferencia de precipitación mensual durante todo el año; contrario a la temperatura que si se puede hacer un análisis de datos atípicos mensuales.

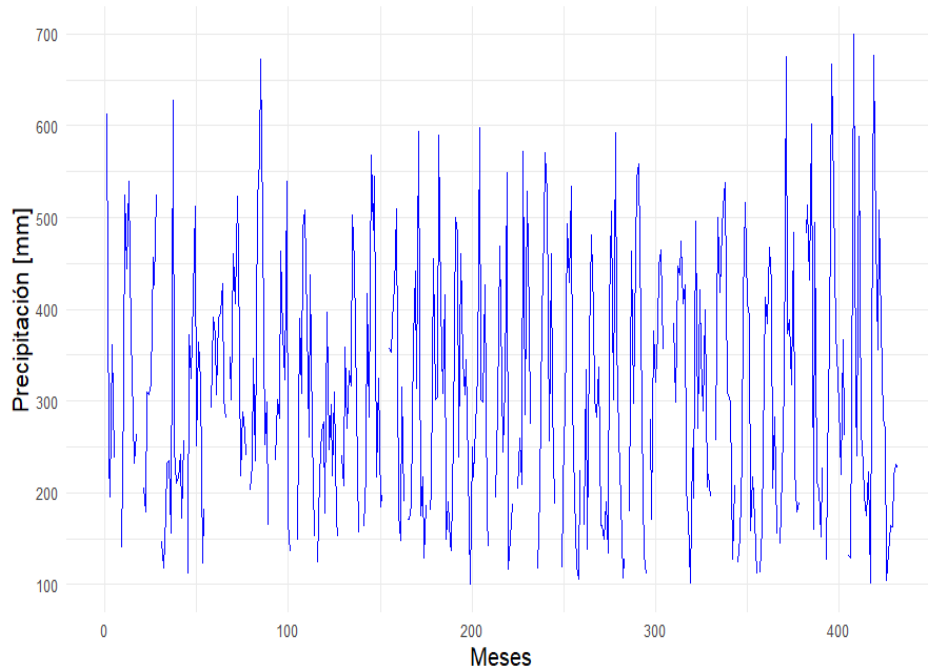


Figura 20. Precipitación mensual-Estación Tingo María, 1987 - 2022.

El gráfico de dispersión de precipitación acumulada permite visualizar la dispersión de los datos tanto mensuales como anuales, así como identificar valores máximos, mínimos y promedios de manera rápida, tales gráficos se muestran a continuación:

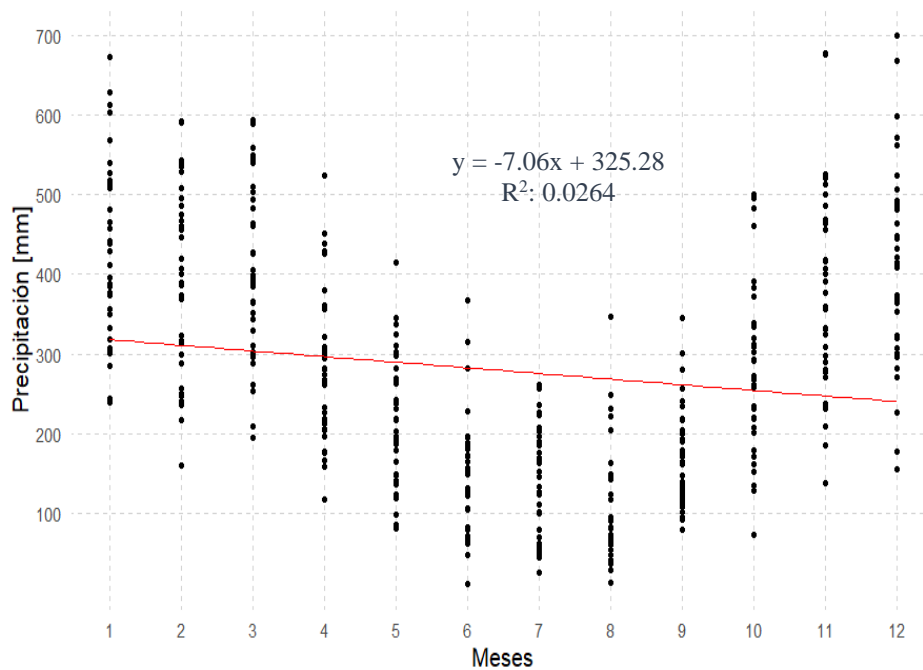


Figura 21. Precipitación mensual anual.

De la Figura 21, se tiene que los meses de junio, julio y agosto presentan las precipitaciones más bajas siendo meses de verano fuerte, mientras que mayo y setiembre presentan veranos moderados, los meses no mencionados corresponden a épocas de invierno.

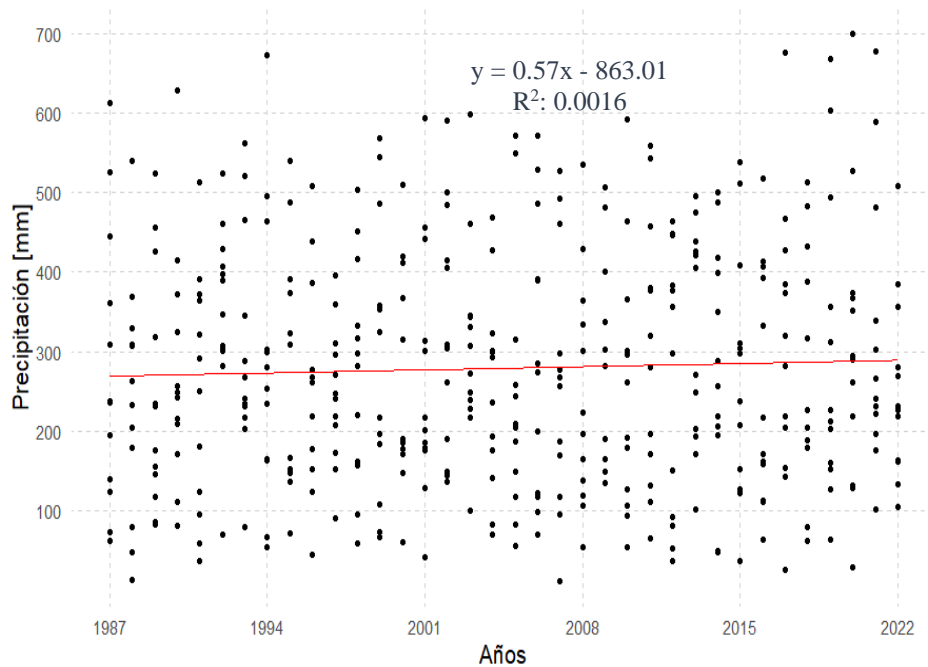


Figura 22. Precipitación anual.

Por otro lado, el gráfico de dispersión de precipitación anual (Figura 22) indica una cierta tendencia ascendente de las precipitaciones, indicativo de un ligero aumento de la intensidad de las lluvias desde 1987 hasta el año 2022.

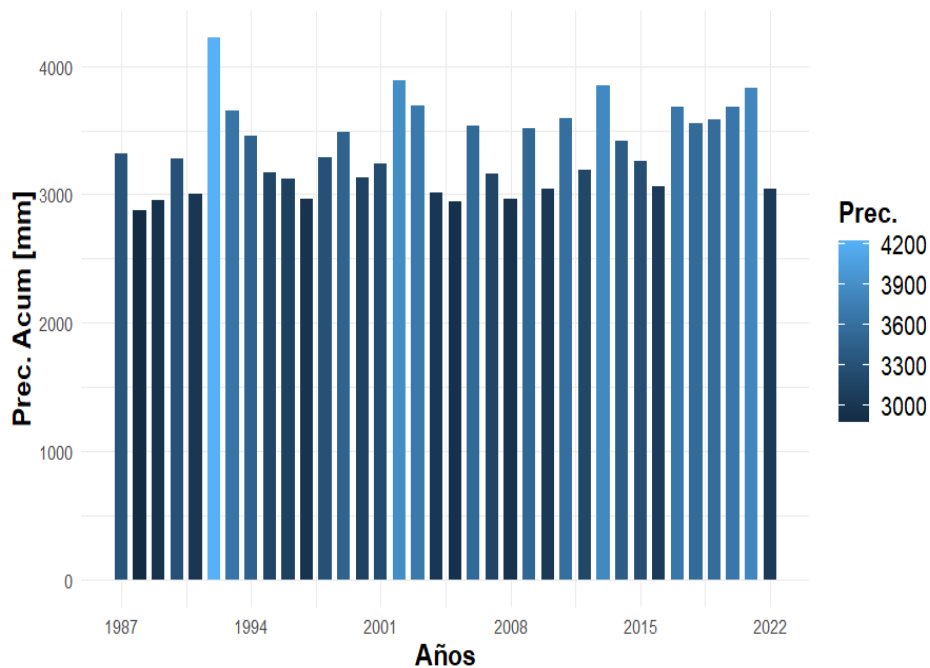


Figura 23. Precipitación anual acumulada.

Los años con mayor precipitación se observan claramente en el gráfico de precipitación acumulada (Figura 23), siendo 1992 el año que se registró lluvias más intensas con más de 4 000 mm/año, seguido de 2002, 2013 y 2021.

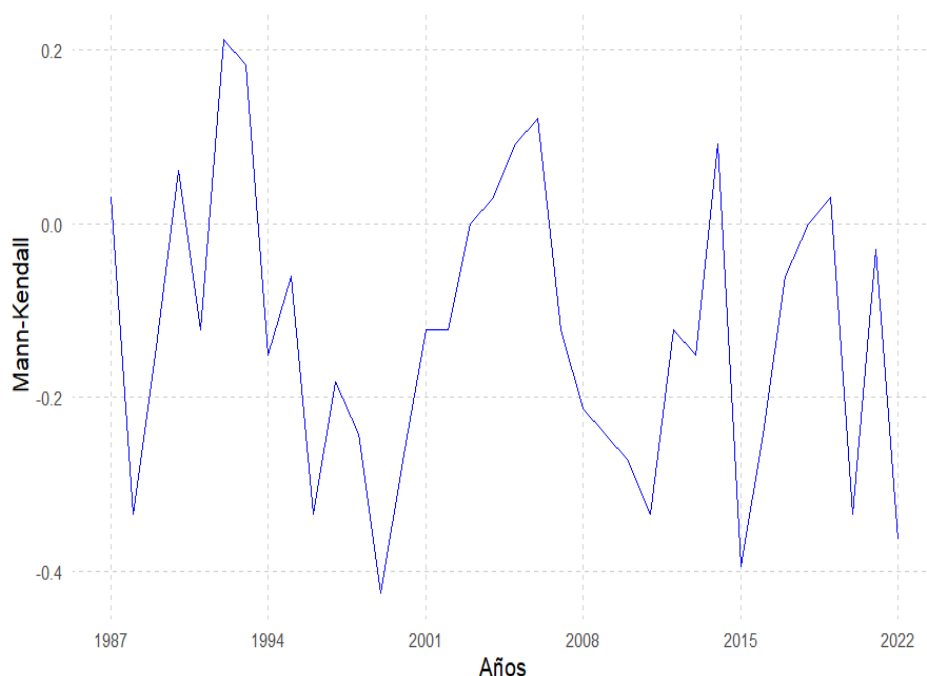


Figura 24. Tendencia anual de la precipitación.

En la Figura 24 se observa las tendencias anuales de precipitación total mensual cuyas variaciones son significativas con valores máximos de 0,21 y mínimos de 0,0.

De acuerdo con el planteamiento de hipótesis (ver Anexo 2) y el estadístico de prueba, el estudio de tendencia sugiere que no existe cambios significativos en los niveles de precipitación aceptándose la hipótesis nula, en consecuencia, no existe tendencia en los datos de precipitación.

4.3.2. Índices climáticos

Los valores de índices de precipitación extrema se interpretaron teniendo en cuenta la pendiente y su nivel de significancia. En la siguiente tabla se puede apreciar los índices calculados con el software RclimDex.

Tabla 15. Índices de precipitación extrema

N°	Índice	Nombre	Pendiente	P-valor	Unidad
1	RX1day	Cantidad máxima de precipitación en 1 día	0,188	0,675	mm
2	Rx5day	Cantidad máxima de precipitación de 5 días	0,915	0,166	mm
3	SDII	Índice de intensidad diario simple	-0,026	0,277	mm/día
4	R10	Número de días de fuertes precipitaciones	0,112	0,592	Días
5	R20	Número de días con precipitaciones muy intensas	0,079	0,572	Días

N°	Índice	Nombre	Pendiente	P-valor	Unidad
6	R25	Número de días superiores a 25 mm	0,092	0,466	Días
7	CDD	Días secos consecutivos	-0,2	0,015	Días
8	CWD	Días lluviosos consecutivos	0,137	0,113	Días
9	R95p	Días muy húmedos	-3,185	0,497	mm
10	R99p	Días extremadamente húmedos	1,495	0,643	mm
11	PRCPTOT	Precipitación total anual en días húmedos	3,517	0,568	mm

Se encontró que la cantidad máxima de precipitación en un día (RX1day) y en 5 días (Rx5day) tienen una tendencia ascendente no significativa ya que el p-valor $> \alpha$ siendo α igual a 0,05. Similar resultado se observa en el índice de intensidad diaria simple (SDII) con tendencia descendente no significativa; sin embargo, si evaluamos las precipitaciones fuertes, dentro de ellas el número de días de fuertes precipitaciones (R10), días con precipitaciones muy intensas (R20) y días con precipitaciones superiores a 25 mm (R25) se observa una tendencia ascendente no significativa lo cual sugiere el aumento de días de lluvias consecutivas.

Los días secos consecutivos (CDD) tienen una tendencia descendente significativa, lo que apoyaría la interpretación de mayores días con lluvias conllevando a un aumento de las precipitaciones. Estudiamos los días de lluvias consecutivas (CWD) el cual presenta una tendencia ascendente no significativa; por otro lado, se tiene los días muy húmedos (R95p) con tendencia descendente muy marcada no significativa un tanto diferente a los días extremadamente húmedos (R99p) con tendencias ascendentes no significativas.

En cuanto a la precipitación total anual (PRCPTOT) se observa una tendencia ascendente muy notoria pero estadísticamente no significativa; la mayoría de los índices de precipitación extrema son no significativas, pero denotan claras tendencias ascendentes, esto podría explicarse debido a la distribución de los datos ya que estos no siguen un patrón monótono o lineal sino un intervalo de tiempo donde las precipitaciones pueden aumentar o disminuir (toma las dos suposiciones, visibles en el gráfico de precipitación acumulada) por ello el p-valor sale muy alto, de esta manera podemos inferir que el nivel de significancia de los índices extremos calculados por RclimDex no es un indicativo del todo acertado para aceptar o rechazar una tendencia en los datos de precipitación, contrario a los datos de temperatura que si es un indicador decisivo. De lo expuesto, se puede afirmar que existe una ligera tendencia ascendente no significativa de los datos de precipitación, es decir, las lluvias en 36 años evaluación no variaron mucho.

4.3.3. Modelamiento espacial

Se utilizaron datos del producto grillado PISCO 1987-2016 los cuales fueron proyectados al 2022 y ajustados mediante la técnica de downscaled con datos de la estación Meteorológica local Tingo María, para ello se establecieron 15 estaciones piloto.

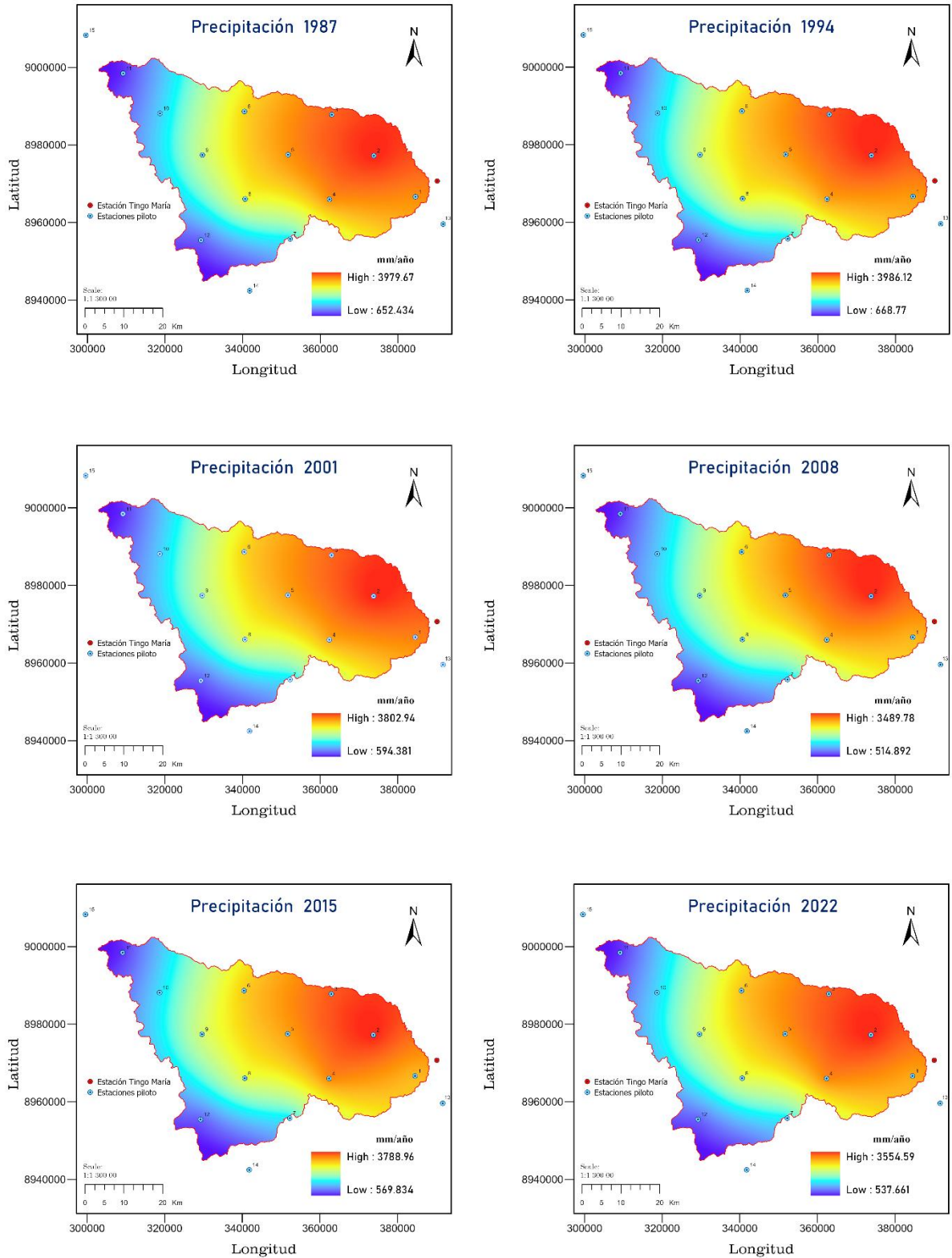


Figura 25. Modelamiento espacial de precipitación anual acumulada periodo 1987-2022.

El modelamiento espacial (Figura 25) permite comprender los niveles de precipitación de manera visible a lo largo de toda la cuenca, se puede apreciar que en los últimos años los niveles de precipitación presentan una ligera disminución. Para tener mejor referencia de la precipitación histórica, analizamos los datos observados por la estación meteorológica Tingo María. Respecto al análisis de autocorrelación espacial de Moran cuyo valor es 0,99 sugiere una alta correlación positiva (ver Anexo 2-Figura 65), en consecuencia, los resultados del modelamiento son significativos y de alta consistencia.

A manera de resumen, tomando como referencia los datos históricos de la estación Tingo María no se observa cambios significativos de la precipitación en los 36 años de evaluación, es decir, no se identificó tendencia alguna en los datos según la prueba estadística de Mann Kendall lo que nos lleva a interpretar que los niveles de precipitación se mantienen y que la deforestación no fue lo suficiente como para generar una variación, sin embargo, estoy de acuerdo con Silva Et al. (2023) en que la deforestación influye directamente en los niveles de precipitación.

4.4. Determinación de la relación entre la deforestación, temperatura y niveles de precipitación en la cuenca del Río Monzón

Se realizó un análisis de correlación espacial entre la deforestación medida mediante la cobertura vegetal (NDVI) versus temperatura máxima (Tmax), temperatura mínima (Tmin) y precipitación (PP) mediante un script en Python con el software Spyder ya que soporta el procesamiento de grandes cantidades de datos.

Los datos se obtuvieron mediante la técnica de extracción con puntos aleatorios empleándose 1 millón de puntos para extraer información para cada una de las variables a nivel de toda la cuenca, en total se analizaron 6 millones de datos de forma simultánea con el fin de tener una mayor precisión con lo que se garantiza datos y resultados altamente representativos.

El análisis de correlación espacial se realiza considerando la cobertura vegetal como variable independiente fija que itera con las variables dependientes (Tmax, Tmin, PP). A continuación, se muestran los resultados en matrices de correlación con datos al inicio y término de cada periodo. Para el análisis de los resultados consideramos la diagonal de la matriz:

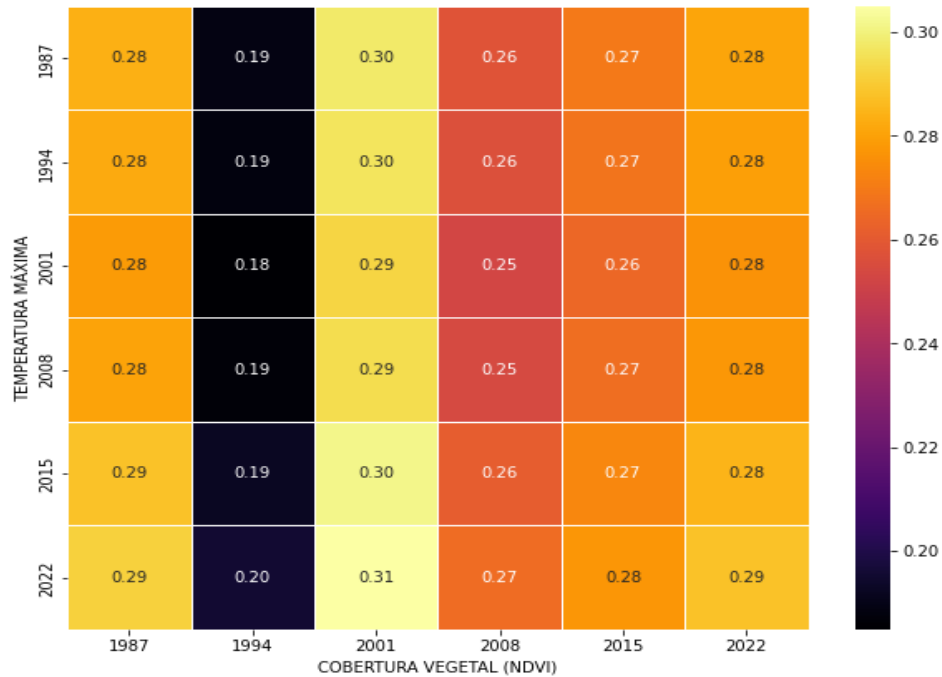


Figura 26. Matriz de correlación cobertura vegetal vs temperatura máxima.

De la Figura 26, se observa valores cercanos a cero lo que significa un nivel de correlación positiva débil entre las variables. La correlación promedio entre la cobertura vegetal y temperatura máxima es 0,26.



Figura 27. Matriz de correlación cobertura vegetal vs temperatura mínima.

Valores similares se observa en la Figura 27, la correlación promedio entre la cobertura vegetal y temperatura mínima es 0,29 indicativo de una correlación débil.

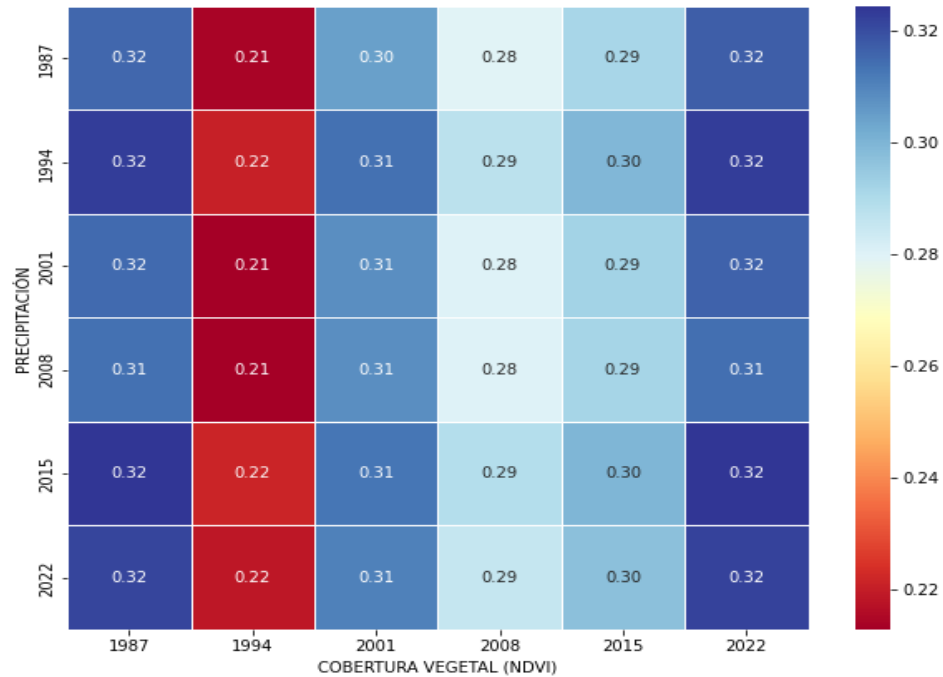


Figura 28. Matriz de correlación cobertura vegetal vs precipitación.

De acuerdo con la Figura 28, la cobertura vegetal y precipitación tienen una correlación promedio de 0,29 de ello se infiere una correlación positiva débil.

De acuerdo con el análisis de correlación espacial, no hay evidencia suficiente que demuestre la relación entre la deforestación, niveles de precipitación y la temperatura en la cuenca del Río Monzón ya que los valores de correlación no superan los 0,3 cercano a cero interpretado como correlación débil, esto podría explicarse debido a que la tasa de deforestación disminuye considerablemente respecto al primer año de evaluación, así mismo, las áreas deforestadas experimentaron una alta recuperación demostrando la capacidad de resiliencia de los bosques; esta recuperación se dio a raíz de la reducción de la siembra de la hoja de coca, puesto que era la principal actividad agrícola y su disminución generó un impacto positivo para la restauración de los bosques. Por otro lado, Layza Et al. (2018) señala que la deforestación y la precipitación se relacionan directamente, esto nos indica que los bosques son importantes para el regulamiento de la oferta hídrica en las cuencas tropicales y que la relación deforestación – precipitación puede variar como es el caso del presente estudio, pero la deforestación – oferta hídrica guarda una relación estricta de causa efecto.

Respecto a los niveles de precipitación estas presentan un comportamiento similar a la temperatura las cuales están relacionadas estrechamente con la altitud del terreno, a diferencia de la temperatura, no está sujeta a las áreas deforestadas como lo indica Chaddad Et al. (2022), es decir, los niveles de precipitación no presentan variaciones notables en las zonas deforestadas, pero si a nivel de cuenca y está condicionada por la gradiente altitudinal.

4.5. Estimación del cambio de la temperatura y precipitación al año 2050 en la cuenca del Río Monzón

Para la estimación de la temperatura y precipitación al año 2050 nos apoyamos en los datos históricos observados (originales) por la estación local Tingo María como fuente principal además de los datos globales del proyecto CMIP 5; mediante un script desarrollado en Python se analizó los datos generando modelos de aprendizaje automático (machine learning) con el algoritmo Random Forest que ajusta los datos globales a la estación local.

Random Forest funciona mediante la construcción de múltiples árboles de decisión durante el proceso de entrenamiento y la combinación de sus predicciones para obtener una predicción final, al conjunto de árboles en el modelo se le conoce como bosque. Cada árbol son estructuras de decisión, se construye utilizando un subconjunto aleatorio de las características (variables) de entrada y un subconjunto aleatorio de los datos de entrenamiento, se entrena utilizando un proceso recursivo de división de nodos de manera que la división maximice la pureza de las clases en los nodos resultantes, completados los árboles en el bosque se realiza la predicción combinada tomando el promedio de las predicciones de todos los árboles.

El script realiza lo siguiente:

- Filtra datos históricos mensuales.
- Entrena modelos para cada variable con la data histórica mediante el algoritmo Random Forest.
- Utiliza técnicas de validación cruzada (GridSearchCV) para ajustar los hiperparámetros del modelo y maximizar su rendimiento.
- Con los modelos entrenados ajusta los datos globales a la estación local.

Los hiperparámetros (número de estimadores y profundidad máxima del árbol) se establecen antes de iniciar el entrenamiento del modelo y determinan aspectos importantes como la complejidad, capacidad de generalización y velocidad de entrenamiento.

Veamos los datos históricos:

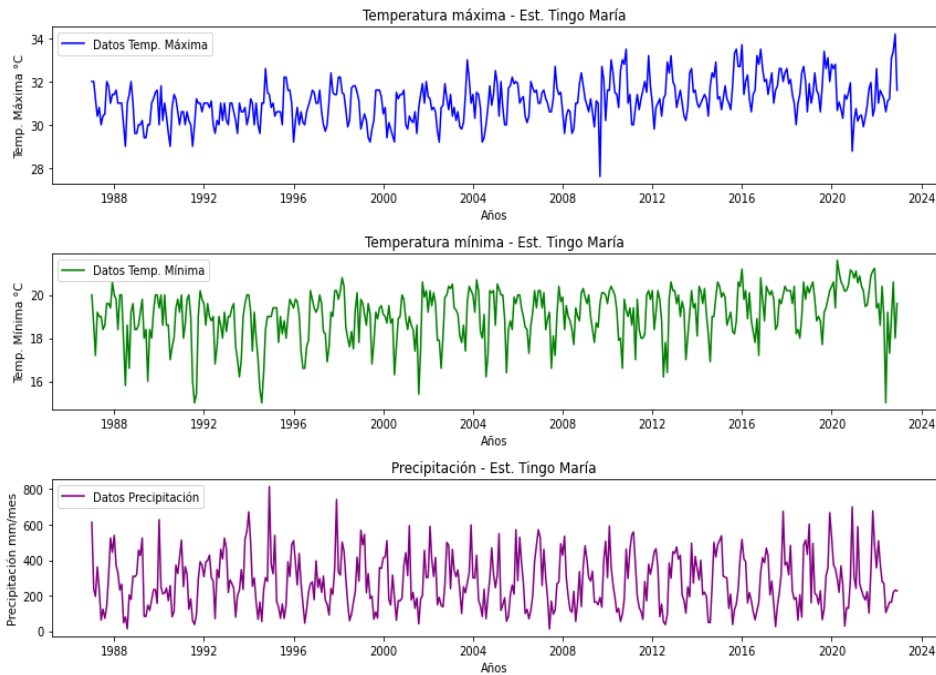


Figura 29. Datos históricos originales de la estación Tingo María 1987-2022.

La serie temporal (Figura 29) permite un cierto entendimiento de la tendencia para las variables de temperatura máxima, temperatura mínima y precipitación cuyos valores alimentan el algoritmo de aprendizaje automático generando modelos para ajustar datos globales al 2050.

4.5.1. Temperatura máxima

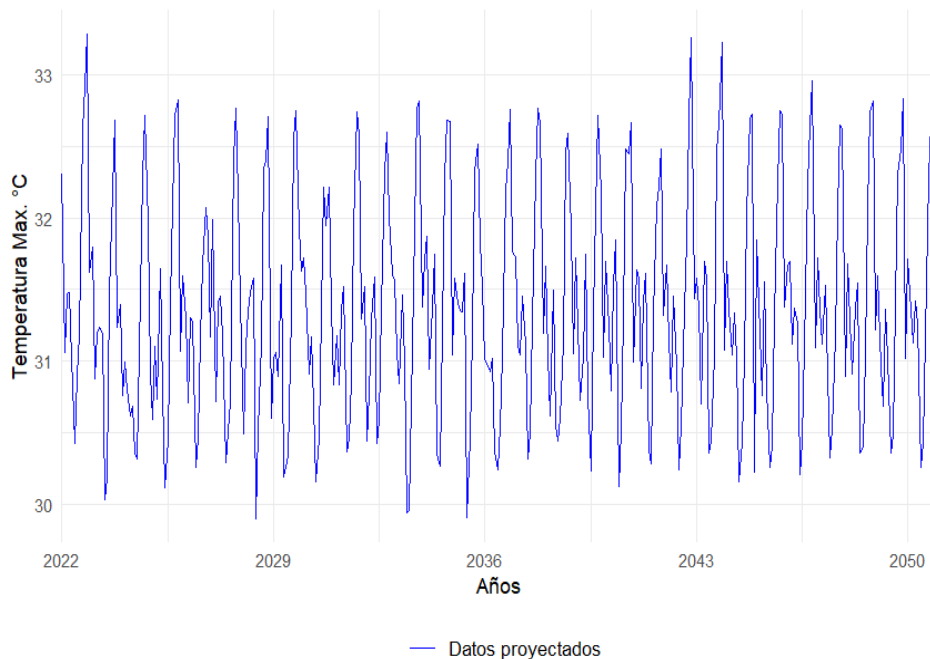


Figura 30. Serie temporal de temperatura máxima proyectada al 2050.

De acuerdo con la Figura 30, se esperan temperaturas máximas mayores a 33,3°C, mínima de 29,9°C y media de 31,4°C. Así mismo, se observa temperaturas constantes de 32,5°C que hasta antes del 2022 no se veía. Además, el gráfico señala que las temperaturas máximas no experimentarán subidas drásticas, sin embargo, estas serán más recurrentes lo que se traduce en días cálidos más extensos. Comparando con registros hasta el 2022 la temperatura máxima media aumentará en 0,29°C.

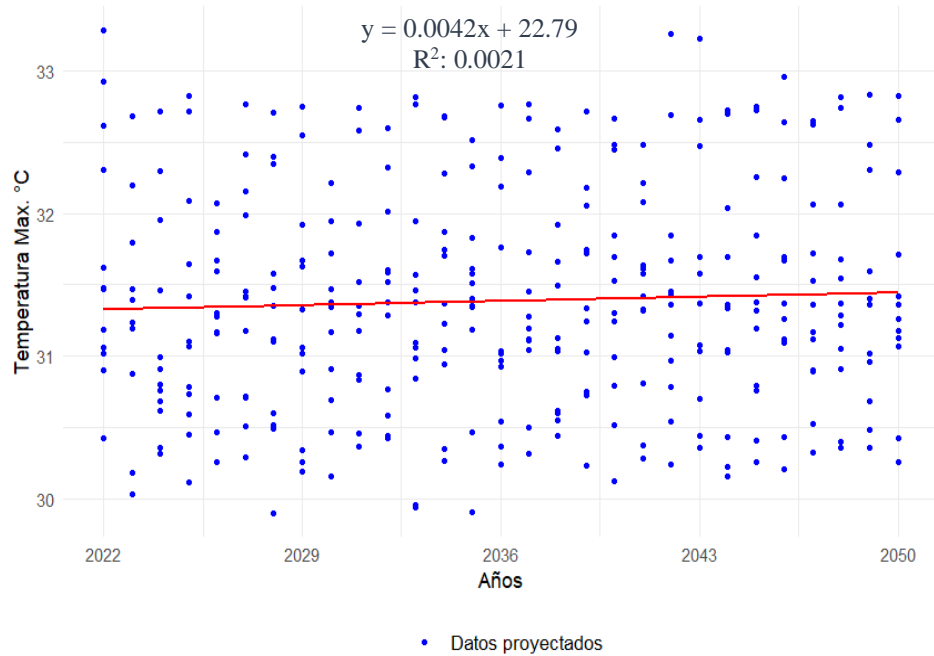


Figura 31. Distribución anual de temperatura máxima proyectada al 2050.

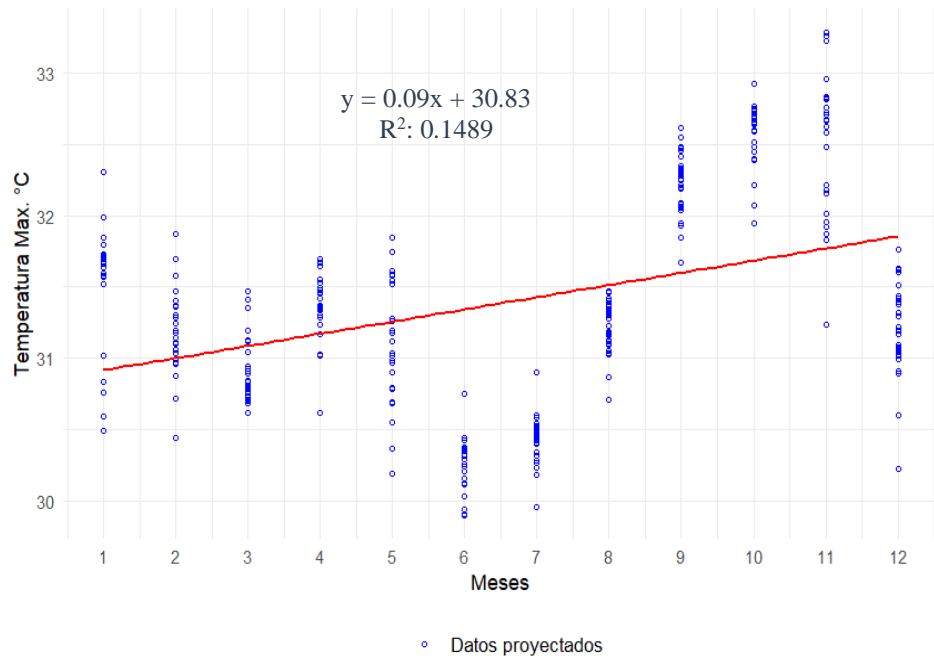


Figura 32. Distribución mensual de temperatura máxima proyectada al 2050.

Considerando la distribución anual (Figura 31), se observa un patrón similar al de la figura 30, la línea de tendencia muestra una variación ascendente muy débil con temperaturas máximas recurrentes. Por otro lado, tenemos la Figura 32 donde es claro que los meses de setiembre, octubre y noviembre registrarán las mayores temperaturas máximas con gran diferencia a los meses de inicio del año esperándose veranos fuertes para estos meses. Según los datos analizados desde 1987 al 2022, no se veía altas variaciones de temperaturas máximas entre los meses de enero, febrero, marzo con los meses de setiembre a noviembre.

4.5.2. Temperatura mínima

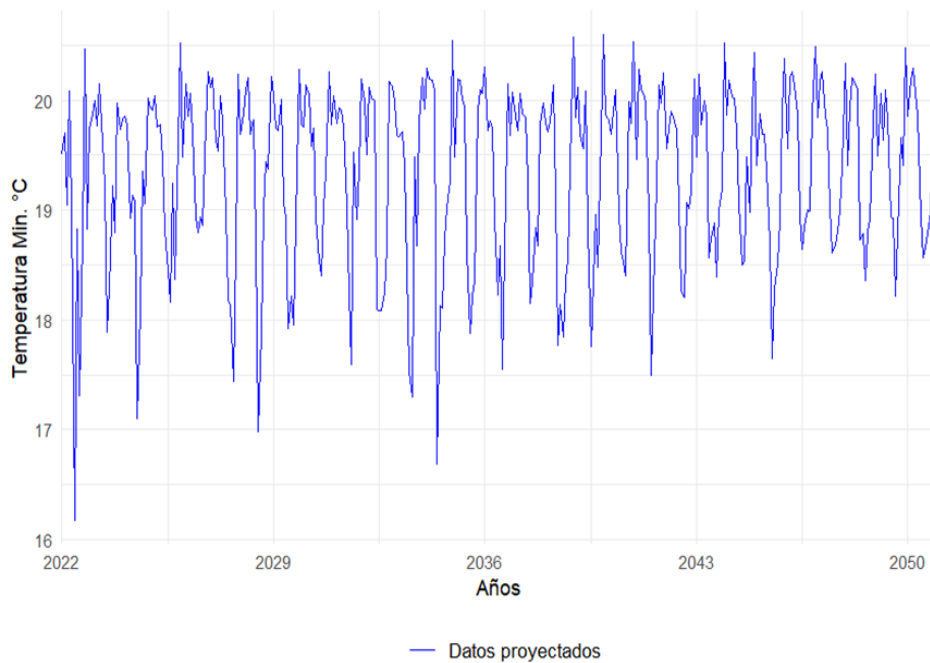


Figura 33. Serie temporal de temperatura mínima proyectada al 2050.

Respecto a la temperatura mínima (Figura 33), se estima temperaturas de 16,1°C hasta 20,6°C con una media de 19,4°C y tendencia al alza. A partir del año 2040 el aumento de la temperatura mínima se hará más notorio ya que los datos oscilarán desde los 18,5°C hasta los 20,6°C lo que significaría tener noches más cálidas. Comparando las temperaturas registradas desde 1987 hasta el 2022, la temperatura mínima media aumentará en 0,27°C.

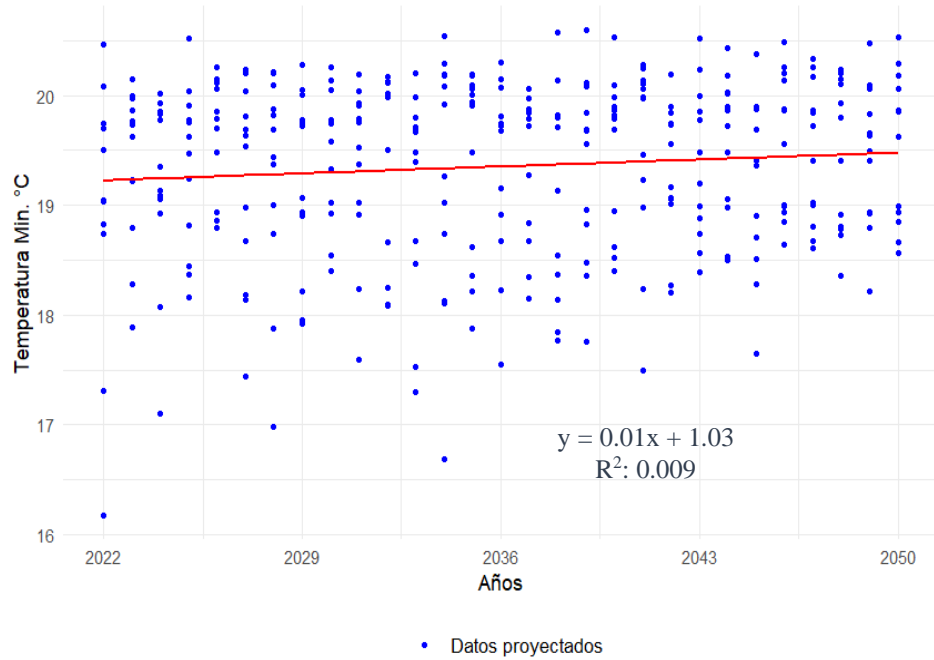


Figura 34. Distribución anual de temperatura mínima proyectada al 2050.

Revisando la distribución anual (Figura 34), la temperatura mínima presenta una tendencia ascendente fácil de identificar, así mismo, es importante mencionar que la temperatura aumenta cada vez por encima de los valores máximos registrados por ello la marcada línea de tendencia.

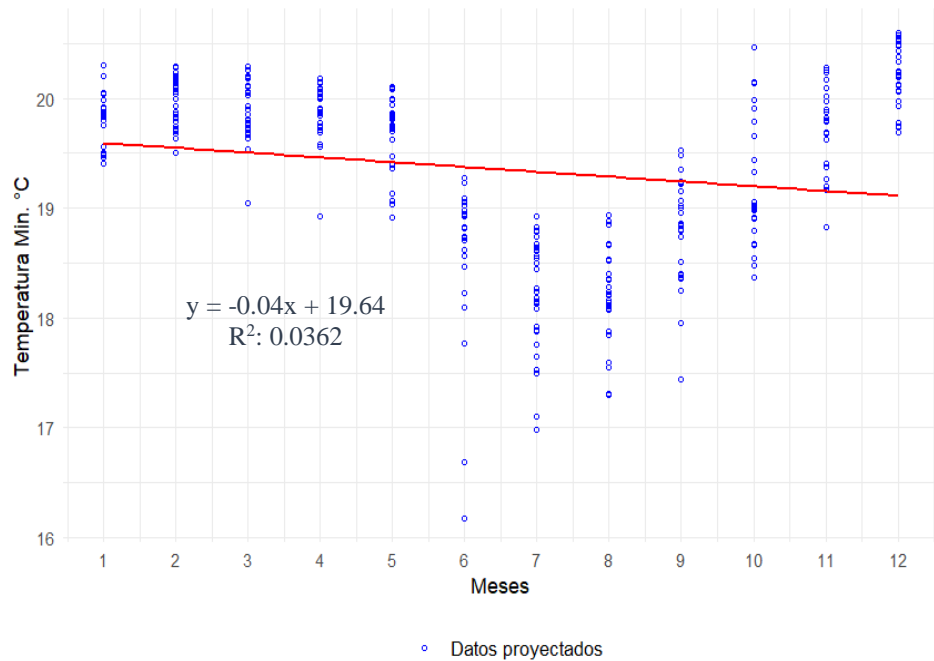


Figura 35. Distribución mensual de temperatura mínima proyectada al 2050.

La distribución mensual visto en la Figura 35 indica que la temperatura mínima anual oscila con una pendiente negativa esto se debe a las observaciones mensuales ya que a inicios del año se tiene valores por encima del promedio que desciende gradualmente para luego subir al finalizar el año, dejar en claro que la distribución mensual anual no es un indicador de variación de temperatura en términos de análisis de tendencia para periodos anuales.

4.5.3. Precipitación

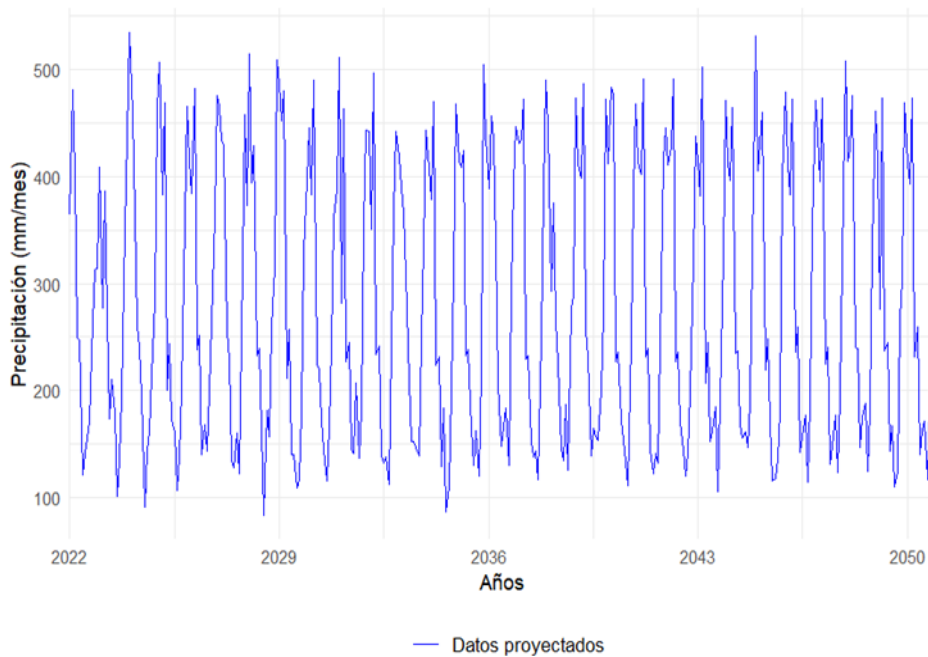


Figura 36. Serie temporal de precipitación proyectada al 2050.

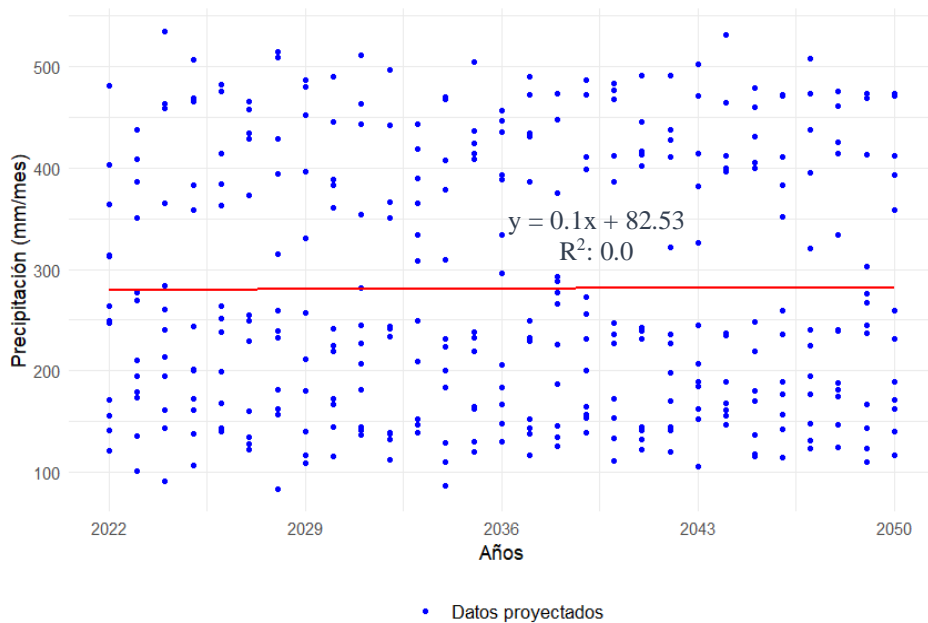


Figura 37. Distribución anual de precipitación proyectada al 2050.

De acuerdo con la Figura 36, las precipitaciones presentan una distribución más uniforme comparado con los datos de temperatura. Se estiman precipitaciones mensuales máximas promedio de 534,8 mm/mes, mínimas de 83,2 mm/mes y medias de 280,9 mm/mes. Si tomamos en cuenta los registros desde 1987 al 2022, la precipitación no experimentará cambios significativos ya que la variación media es de 1,5 mm/mes.

De la Figura 37, la distribución anual de las precipitaciones muestra que no habrá variaciones significativas al año 2050, ya que la línea de tendencia presenta una ligera pendiente positiva que en términos de tendencia no indicaría mayores cambios.

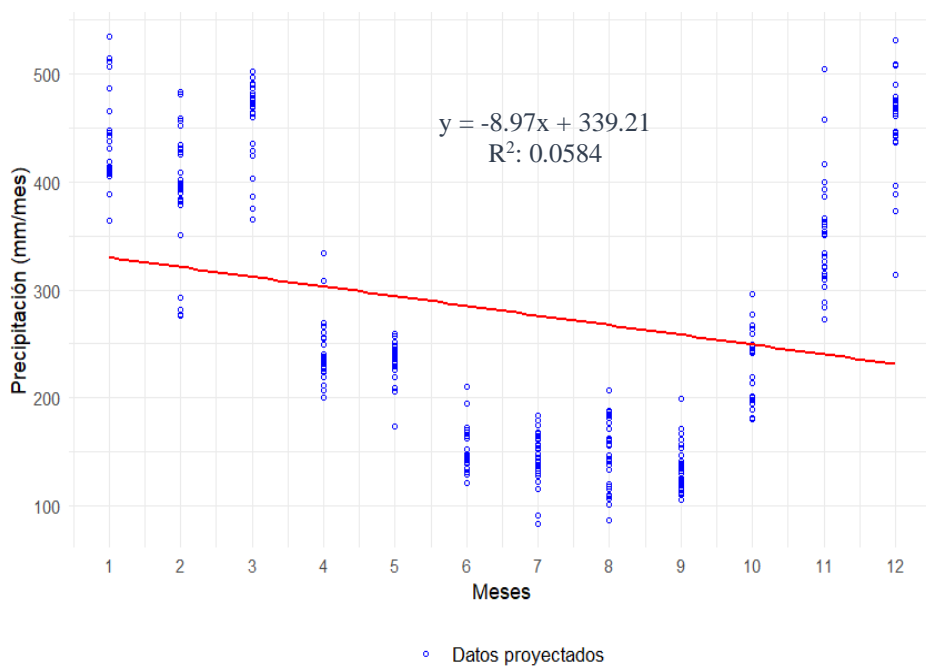


Figura 38. Distribución mensual de precipitación proyectada al 2050.

Para tener un mejor entendimiento de los niveles de precipitación durante el año realizamos un gráfico de distribución mensual tal como se muestra en la Figura 38. Se puede apreciar un patrón similar a los observados por la estación Tingo María con la única diferencia que al término del primer trimestre e inicios de abril las precipitaciones estimadas al 2050 descienden por debajo de la media hasta el mes de setiembre.

Resaltar que tanto la distribución mensual de temperatura y precipitación proyectadas al 2050 guardan una relación directa por su similar comportamiento en su distribución mensual tal como se observa en los datos históricos analizados desde 1987 al 2022, así mismo, del análisis de correlación entre datos históricos y datos proyectados se tiene un valor de 0,96 lo cual indica que las estimaciones realizadas son correctas, significativas y altamente confiables.

En resumen, para el año 2050 la temperatura máxima aumentará en $0,29^{\circ}\text{C}$, la temperatura mínima en $0,27^{\circ}\text{C}$, mientras que para los niveles de precipitación no se esperan cambios significativos ($1,5\text{ mm/mes}$).

Tomando como referencia las proyecciones realizadas por el IPCC (2023), señalan que a nivel global a un corto plazo (año 2040) al ritmo de emisiones de GEI se espera un aumento de $1,5^{\circ}\text{C}$ en la temperatura del planeta con escenarios de emisiones bajas, y muy probable que supere este valor bajo emisiones altas. Similar resultado muestra las proyecciones a nivel nacional realizadas por el MINAM (2016) para el periodo 2036 – 2065, para la temperatura media aumentos entre 2°C y 3°C , para la temperatura máxima 4°C y 6°C para la temperatura mínima. Comparado con los resultados obtenidos en la presente investigación cuyas proyecciones de las temperaturas máximas señalan un aumento de $0,29^{\circ}\text{C}$ al 2050, difiere notablemente de las proyecciones realizadas por el IPCC y el MINAM con similitudes en cuanto a tendencias que sugieren que la temperatura se incrementa con el paso del tiempo: esto nos indica que el cambio del clima afectará de manera diferente y particular en cada parte del país y el planeta, en algunas partes el impacto será mayor o menor, está condicionada a las características de cada lugar. Sin embargo, parecidos resultados muestran los estudios realizados por el SENAMHI (2005) en la cuenca del Río Piura, que también resalta el aumento de las temperaturas máximas y mínimas, mientras que los niveles de precipitación no experimentarán cambios significativos al 2035.

Está claro que con el paso del tiempo la temperatura aumentará trayendo consigo repercusiones directas para la vida en el planeta, al igual que los niveles de precipitación que se ve marcado por eventos meteorológicos extremos que amenazan la salud, seguridad alimentaria, desarrollo económico, tecnológico y transporte. Por ello, el análisis y la predicción de eventos extremos es clave para la toma de decisiones informadas para la elaboración de planes y estrategias que permitan minimizar impactos ambientales futuros.

V. CONCLUSIONES

1. La tasa anual de deforestación producida en el periodo 1987-2022 en la cuenca del Río Monzón es del -0,18%.
2. Existe un aumento de la temperatura promedio en 0,25°C desde el año 1987 al 2022 en la cuenca del Río Monzón.
3. No se observa cambios significativos en los niveles de precipitación en la cuenca del Río Monzón desde el año 1987 al 2022.
4. No existe relación directa entre la deforestación, variación de la temperatura y niveles de precipitación en la cuenca del Río Monzón.
5. Se estima un aumento de la temperatura en 0,29°C al año 2050 en la cuenca del Río Monzón, mientras que los niveles de precipitación no presentarán cambios significativos.

VI. PROPUESTAS A FUTURO

1. Aplicar nuevos métodos de estimación de tasas de deforestación en zonas limítrofes de sierra y selva.
2. Contrastar la cobertura vegetal en la cuenca del Monzón con imágenes de otros satélites.
3. Desarrollar y actualizar nuevas bases de datos meteorológicos de mayor resolución a nivel nacional.
4. Realizar nuevas investigaciones de cambio climático de la cuenca del Río Monzón que incluyan más variables meteorológicas.
5. Realizar estudios de proyección de datos meteorológicos con otros modelos de aprendizaje automático.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adelodun, B., Odey, G., Cho, H., Lee, S., Adeyemi, K. A., & Choi, K. S. (2022a). Spatial-temporal variability of climate indices in Chungcheong provinces of Korea: Application of graphical innovative methods for trend analysis. *Atmospheric Research*, 280, 106420. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOSRES.2022.106420>
- Adelodun, B., Odey, G., Cho, H., Lee, S., Adeyemi, K. A., & Choi, K. S. (2022b). Spatial-temporal variability of climate indices in Chungcheong provinces of Korea: Application of graphical innovative methods for trend analysis. *Atmospheric Research*, 280, 106420. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOSRES.2022.106420>
- Alejandro Mendez, L. R., & Osorio Tacza, N. A. (2021). Estudio de la contaminación del río Monzón y afluentes por efecto de la elaboración de clorhidrato de cocaína en la provincia de Huamalies-Huanuco. In *Universidad Nacional del centro del Perú*. <http://repositorio.uncp.edu.pe/handle/UNCP/5992>
- Alvarado Solano, D. P., & Otero Ospina, J. T. (2017). Áreas naturales de bosque seco tropical en el Valle del Cauca, Colombia: una oportunidad para la restauración. *Biota Colombiana*, 18(1). <https://doi.org/10.21068/c2017v18s01a01>
- AQUAE. (2021). Causas y consecuencias del cambio climático. *Fundación Aquae*.
- Arbeláez, P., Daza, L., & Valderrama, N. (2021). Clasificación supervisada. *IBIO 3470*.
- Arias, D. M., Roldan, M. V. H. P., & Vélez, M. U. (2019). Uso del índice normalizado de vegetación para la elaboración de planos de cultivo. *Opuntia Brava*, 11(2). <https://doi.org/10.35195/ob.v11i2.760>
- Ariza López, F. J., Rodríguez Avi, J., & Alba Fernández, V. (2018). Control estricto de matrices de confusión por medio de distribuciones multinomiales. *GeoFocus Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de La Información Geográfica*. <https://doi.org/10.21138/gf.591>
- Arquiñigo, C. M., Isidora, A., & Encinas, D. (2010). Percepción ambiental de los paisajes y sus potencialidades: provincia de Huamalíes Perception of environmental landscape and its Potential, province of Huamalies. | *Unmsm/Tihs*, 47–62.
- Azedou, A., Amine, A., Kisekka, I., Lahssini, S., Bouziani, Y., & Moukrim, S. (2023). Enhancing Land Cover/Land Use (LCLU) classification through a comparative analysis of hyperparameters optimization approaches for deep neural network (DNN). *Ecological Informatics*, 78. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102333>

- Ceceña Sánchez, M. L., Eaton González, R., Solís Cámara, A. B., Delgadillo Rodríguez, J., Luna Mendoza, L., & Ortega Rubio, A. (2021). Evaluation of changes in vegetation cover on guadalupe island with vegetation indices. *Madera y Bosques*, 27(1), 1–21. <https://doi.org/10.21829/myb.2021.2712018>
- Celemín, J. (2009). Análisis multitemporal de la cobertura vegetal y cambio de uso del suelo del área de influencia del programa de reforestación de la Federación Nacional de Cafeteros en el municipio de Popayán, Cauca. *Universidad de Geografía*, 18.
- Chaddad, F., Mello, F. A. O., Tayebi, M., Safanelli, J. L., Campos, L. R., Amorim, M. T. A., Barbosa de Sousa, G. P., Ferreira, T. O., Ruiz, F., Perlati, F., Greschuk, L. T., Rosin, N. A., Fim Rosas, J. T., & Demattê, J. A. M. (2022). Impact of mining-induced deforestation on soil surface temperature and carbon stocks: A case study using remote sensing in the Amazon rainforest. *Journal of South American Earth Sciences*, 119, 103983. <https://doi.org/10.1016/J.JSAMES.2022.103983>
- Choque Paricahua, M. (2021). Cambio climático y desarrollo sostenible. *Revista Latinoamericana Ogmios*, 1(1), 82–90. <https://doi.org/10.53595/RLO.2021.1.008>
- Correa Ortiz, L. C., Ocampo López, O. L., & Alba Castro, M. F. (2021). Análisis de tendencia de temperatura y precipitación para el departamento de Caldas (Colombia), mediante wavelets. *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, 31(1). <https://doi.org/10.18359/rcin.4900>
- Cos, J., Doblas-Reyes, F., Jury, M., Marcos, R., Bretonnière, P. A., & Samsó, M. (2022). The Mediterranean climate change hotspot in the CMIP5 and CMIP6 projections. *Earth System Dynamics*, 13(1), 321–340. <https://doi.org/10.5194/esd-13-321-2022>
- Dad, J. M., Muslim, M., Rashid, I., & Reshi, Z. A. (2021). Time series analysis of climate variability and trends in Kashmir Himalaya. *Ecological Indicators*, 126, 107690. <https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2021.107690>
- De La Cruz, B. J. M. (2016). Análisis multitemporal de la cobertura vegetal y cambio de uso del suelo del área de influencia del programa de reforestación de la Federación Nacional de Cafeteros en el municipio de Popayán, Cauca. *Revista Brasileira de Ergonomia*, 3(2), 80–91. <https://ridum.umanizales.edu.co/xmlui/handle/20.500.12746/2807>
- Díaz García-Cervigón, J. J. J. (2015). Estudio de Índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de estos a la agricultura

- de precisión. *Universidad Complutense De Madrid, Junio, 25*.
https://eprints.ucm.es/id/eprint/31423/1/TFM_Juan_Diaz_Cervignon.pdf
- Ebrahimi, H., & Zhang, Z. (2023). Per-pixel accuracy as a weighting criterion for combining ensemble of extreme learning machine classifiers for satellite image classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 122*, 103390. <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2023.103390>
- Eingrüber, N., & Korres, W. (2022). Climate change simulation and trend analysis of extreme precipitation and floods in the mesoscale Rur catchment in western Germany until 2099 using Statistical Downscaling Model (SDSM) and the Soil & Water Assessment Tool (SWAT model). *Science of The Total Environment, 838*, 155775. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2022.155775>
- Eum, H. Il, Fajard, B., Tang, T., & Gupta, A. (2023). Potential changes in climate indices in Alberta under projected global warming of 1.5–5 °C. *Journal of Hydrology: Regional Studies, 47*, 101390. <https://doi.org/10.1016/J.EJRH.2023.101390>
- FAO. (2020). Evaluación de los recursos forestales mundiales 2020. *Evaluación de Los Recursos Forestales Mundiales 2020*. <https://doi.org/10.4060/ca8753es>
- Flórez Delgado, D. F., & Fernández García, D. K. (2017). Los Sistemas de Información Geográfica. Una Revisión. In *Revista de la Facultad de Ciencias Agropecuarias - FAGROPEC* (Vol. 9, Issue 1).
- Founda, D., Katavoutas, G., Pierros, F., & Mihalopoulos, N. (2022). Centennial changes in heat waves characteristics in Athens (Greece) from multiple definitions based on climatic and bioclimatic indices. *Global and Planetary Change, 212*, 103807. <https://doi.org/10.1016/J.GLOPLACHA.2022.103807>
- Gomez Henao, T. A., Escobar Martínez, J. F., Zapata Trejos, E., & Robson Da Silva, W. (2019). Cartografías sociales entre técnicas de geoprocésamiento y prácticas etnográficas: reflexiones desde la experiencia cartográfica en la comunidad indígena Costa Rica, Colombia. *Vivência: Revista de Antropologia, 1*(52). <https://doi.org/10.21680/2238-6009.2018v1n52id13903>
- Greenpeace. (2020). Cambio climático - ES | Greenpeace España. In *Greenpeace*.
- Guo, Z. Y., Chen, L. J., & Xie, B. (2022). An assessment method of annual climatic status in China using extreme climate indices: 2021 as an example. *Advances in Climate Change Research, 13*(6), 868–874. <https://doi.org/10.1016/J.ACCRE.2022.11.003>
- Gutiérrez, J. M. (2011). *Escenarios Regionales de Cambio Climático: Downscaling Estadístico y Dinámico*. 123–138.

- Haldar, S., Choudhury, M., Choudhury, S., & Samanta, P. (2023). Trend analysis of long-term meteorological data of a growing metropolitan city in the era of global climate change. *Total Environment Research Themes*, 7, 100056. <https://doi.org/10.1016/J.TOTERT.2023.100056>
- Hernandez Sampieri, R., Fernandez Collado, C., & Baptista Lucio, M. del P. (2010). Metodología de la Investigación Científica. In *Metodología de la investigación*.
- Huamán, F. G., & Mesías, F. G. (2010). *Aspectos sociales y reforestación participativa en la cuenca baja del Monzón*. 56–59.
- IPCC. (2021). *Cambio climático 2021: la base de la ciencia física. Contribución del Grupo de Trabajo I al Sexto Informe de Evaluación del Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático*. <https://www.unep.org/es/resources/informe/cambio-climatico-2021-bases-fisicas-contribucion-del-grupo-de-trabajo-i-al-sexto>
- IPCC. (2023). *AR6 Synthesis Report: Climate Change 2023*. El Grupo Intergubernamental de Expertos Sobre El Cambio Climático. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/>
- Jeferson de Medeiros, F., Prestrelo de Oliveira, C., & Avila-Diaz, A. (2022). Evaluation of extreme precipitation climate indices and their projected changes for Brazil: From CMIP3 to CMIP6. *Weather and Climate Extremes*, 38, 100511. <https://doi.org/10.1016/J.WACE.2022.100511>
- Layza Castañeda, R. R., Federico Gonzales, V., & Terán-Ipaguirre, J. R. (2018). La deforestación y el cambio climático en la provincia de San Martín periodo: 1973 al 2014. *Revista CIENCIA Y TECNOLOGÍA*, 14(2), 19–30.
- Li, M., Gao, Q., & Yu, T. (2023). Using appropriate Kappa statistic in evaluating inter-rater reliability. Short communication on “Groundwater vulnerability and contamination risk mapping of semi-arid Totko river basin, India using GIS-based DRASTIC model and AHP techniques.” *Chemosphere*, 328, 138565. <https://doi.org/10.1016/J.CHEMOSPHERE.2023.138565>
- Liliwirianis, N., Isa, N. N. M., & Suratman, M. N. (2024). Land resources and its degradation in Asia: Its control and management. In *Land and Environmental Management through Forestry* (pp. 23–45). wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119910527.ch2>
- Liu, Y. R., Li, Y. P., Yang, X., Huang, G. H., & Li, Y. F. (2021). Development of an integrated multivariate trend-frequency analysis method: Spatial-temporal characteristics of climate extremes under global warming for Central Asia.

- Environmental Research*, 195, 110859.
<https://doi.org/10.1016/J.ENVRES.2021.110859>
- López, C. (2020). Fundamentos Básicos para la Teledetección Ambiental. *Universidad Católica Del Norte*, July.
- López Paul, E. B. (2021). Revisión de literatura: Autocorrelación Espacial - Índices para determinar su existencia en datos geográficos. *Universidad-Verdad*, 78.
<https://doi.org/10.33324/uv.v1i1.351>
- Lozano, D. L. Z. (2021). Análisis multitemporal y predictivo del cambio de uso del suelo y pérdida de cobertura vegetal. *Revista Científica UNTRM: Ciencias Naturales e Ingeniería*, 2(3). <https://doi.org/10.25127/ucni.v2i3.607>
- Lu, Q., Zhang, Y., Song, B., Shao, H., Tian, X., & Liu, S. (2023). The responses of ecological indicators to compound extreme climate indices in Southwestern China. *Ecological Indicators*, 157, 111253.
<https://doi.org/10.1016/J.ECOLIND.2023.111253>
- MINAM. (2016). El Perú y el Cambio Climático. *Ministerio Del Ambiente* , 1.
<https://www.minam.gob.pe/wp-content/uploads/2016/05/Tercera-Comunicaci%C3%B3n.pdf>
- Miyasiro López, G. M., & Huamaní Ortiz, M. A. (2016). *Estimación mediante la teledetección de la variación de la cobertura vegetal en las lomas del distrito de Villa María del Triunfo por la expansión urbana y minera (1986-2014)*.
- Monjardín-Armenta, S. A., Pacheco-Angulo, C. E., Plata-Rocha, W., & Corrales-Barraza, G. (2017). Deforestation and its causal factors in Sinaloa, Mexico. *Madera Bosques*, 23(1). <https://doi.org/10.21829/myb.2017.2311482>
- Municipalidad distrital de Monzón. (2011). *Perfil “instalación de 500 has de especies forestales con fines de recuperación de suelos de Monzón, provincia de Huamalíes – Huánuco.”*
- Nneka, J. I. N., Oyilieze, A. A., David, A. C., Jane, O. K., Keyna, D., Iko-Ojo, I. V., Aideniosa, O. F., Friday, N. K., Chinelo, E. A., Marian, U. U., Okwudili, O. E., & Obioma, A. H. (2024). Deforestation activities in ezekoro forest: Implications for climate change risks in Anambra state, southeast Nigeria. In *Land and Environmental Management through Forestry* (pp. 47–75). wiley.
<https://doi.org/10.1002/9781119910527.ch3>

- Ojeda Toche, L., & Tovar Plata, L. (2016). *El análisis espacial como una herramienta para el estudio del transporte de carga urbano*. <https://doi.org/10.4995/cit2016.2016.4125>
- Oraon, P. R., Sagar, V., & Beauty, K. (2024). Ecological restoration of degraded land through afforestation activities. In *Land and Environmental Management through Forestry* (pp. 201–216). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119910527.ch8>
- Pérez, A. S. (2019). ¿Qué es el Cambio Climático? *Fronteras de La Ciencia*, 5. <https://doi.org/10.18562/fdlc0075>
- Pérez, J. J., Sandoval García, R., Yereña Yamallel, J. I., Aguirre Calderón, O. A., Alanís Rodríguez, E., & Gómez Meza, M. V. (2021). Análisis multitemporal del uso del suelo y vegetación en el Parque Nacional Cumbres de Monterrey. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 12(66). <https://doi.org/10.29298/rmcf.v12i66.896>
- Peri, P. L., Gaitán, J., Mastrangelo, M., Nosetto, M., Villagra, P. E., Balducci, E., Pinazo, M., Ecclesia, R. P., Von Wallis, A., Villarino, S., Alaggia, F., Polo, M. G., Manrique, S., Meglioli, P. A., Rodríguez-Souilla, J., Mónaco, M., Chaves, J. E., Medina, A., Gasparri, I., ... Pastur, G. M. (2024). Soil organic carbon stocks in native forest of Argentina: a useful surrogate for mitigation and conservation planning under climate variability. *Ecological Processes*, 13(1), 1. <https://doi.org/10.1186/s13717-023-00474-5>
- Philippe, M. T., & Karume, K. (2019). Assessing forest cover change and deforestation hot-spots in the North Kivu Province, DR-Congo using remote sensing and GIS. *American Journal of Geographic Information System*, 8(2).
- Poveda Sotelo, Y., Bermúdez Cella, M. A., & Gil Leguizamón, P. (2022). Evaluation of supervised classification methods for the estimation of spatiotemporal changes in the Merchán and Telecom paramos, Colombia. *Boletín de Geología*, 44(2), 51–72. <https://doi.org/10.18273/revbol.v44n2-2022002>
- Rahman, A., & Pekkat, S. (2024). Identifying and ranking of CMIP6-global climate models for projected changes in temperature over Indian subcontinent. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52275-1>
- Raj, A., Jhariya, M. K., Banerjee, A., Kittur, B. H., Bargali, S. S., Bargali, K., & Nema, S. (2024). Forest biodiversity conservation and restoration: Policies, plan, and approaches. In *Ecorestoration for Sustainability* (pp. 317–350). Wiley Blackwell.

- Raj, A., Jhariya, M. K., Banerjee, A., Lal, B., Mecherghi, T., Devi, A., & Ghanshyam, X. (2024). Managing forests for offsetting carbon footprints. In *Ecorestoration for Sustainability* (pp. 267–294). Wiley Blackwell. <https://doi.org/10.1002/9781119879954.ch8>
- Rebolledo, E. A. S., Neto, F. C., & Giatti, L. L. (2018). Experiencias, beneficios y desafíos del uso de geoprocésamiento para el desarrollo de la atención primaria de salud. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 42. <https://doi.org/10.26633/rpsp.2018.153>
- Reina, L. A. F. (2014). Firmas espectrales. *Firmas Espectrales*, July.
- Reyes Vera, C. H. (2020). *Cambio de uso del suelo y coberturas vegetales en la microcuenca del río Covertillo, provincia de Chimborazo. Propuesta de estrategias de conservación.*
- Rivas, C. D. (2018). El clima, caracteres, causas, clasificación, fenómenos y alteraciones. In *A.P Ciencias Sociales A.S Geografía* (Vol. 6, Issue 2).
- Sa'adi, Z., Yaseen, Z. M., Farooque, A. A., Mohamad, N. A., Muhammad, M. K. I., & Iqbal, Z. (2023). Long-term trend analysis of extreme climate in Sarawak tropical peatland under the influence of climate change. *Weather and Climate Extremes*, 40, 100554. <https://doi.org/10.1016/J.WACE.2023.100554>
- Secci, D., Tanda, M. G., D'Oria, M., Todaro, V., & Fagandini, C. (2021). Impacts of climate change on groundwater droughts by means of standardized indices and regional climate models. *Journal of Hydrology*, 603, 127154. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2021.127154>
- SENAMHI. (2005). Escenarios del cambio climático en el Perú al 2050 : cuenca del Río Piura. *Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología Del Perú.* <http://repositorio.senamhi.gob.pe/handle/20.500.12542/281>
- SERFOR y INEI. (2021). Cuenta de Bosques del Perú Documento metodológico. *Serfor, Inei.*
- Siabato, W., & Guzmán-Manrique, J. (2019). La autocorrelación espacial y el desarrollo de la geografía cuantitativa. In *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía* (Vol. 28, Issue 1). <https://doi.org/10.15446/rcdg.v28n1.76919>
- Silva, R. M. da, Lopes, A. G., & Santos, C. A. G. (2023). Deforestation and fires in the Brazilian Amazon from 2001 to 2020: Impacts on rainfall variability and land surface temperature. *Journal of Environmental Management*, 326, 116664. <https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2022.116664>

- Smith, J., & Schwartz, J. (2015). La deforestación en el Perú. *WWF Otoño 2015*.
- Suarez, M. C. G. (2015). *La aplicación de la Teledetección en los cambios de la cobertura vegetal. Aplicación al tramo medio del río Jarama (Guadalajara). March*.
- Valbuena-García, A. M., & Rodríguez-Villamizar, L. A. (2018). Análisis espacial en epidemiología: revisión de métodos. *Revista de La Universidad Industrial de Santander. Salud*, 50(4), 358–365. <https://doi.org/10.18273/revsal.v50n4-2018009>
- Valderrama Chávez, M. D., Vásquez Granda, V. D., & León Baque, E. L. (2021). Cambios en patrones de precipitación y temperatura en el Ecuador, región costa. *Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores*. <https://doi.org/10.46377/dilemas.v8i.2609>
- Yan, W., He, Y., Cai, Y., Qu, X., & Cui, X. (2021). Relationship between extreme climate indices and spatiotemporal changes of vegetation on Yunnan Plateau from 1982 to 2019. *Global Ecology and Conservation*, 31, e01813. <https://doi.org/10.1016/J.GECCO.2021.E01813>
- Zeppetello, L. R. V., Luke's, L. A., Spector, J. T., Naylor, R. L., Battisti, D. S., Masuda, Y. J., & Wolff, N. H. (2020). Large scale tropical deforestation drives extreme warming. *Environmental Research Letters*, 15(8). <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab96d2>
- Zhou, Z., Zhang, L., Zhang, Q., Hu, C., Wang, G., She, D., & Chen, J. (2024). Global increase in future compound heat stress-heavy precipitation hazards and associated socio-ecosystem risks. *Npj Climate and Atmospheric Science*, 7(1). <https://doi.org/10.1038/s41612-024-00579-4>
- Zvobgo, L., & Tsoka, J. (2021). Deforestation rate and causes in Upper Manyame Sub-Catchment, Zimbabwe: Implications on achieving national climate change mitigation targets. *Trees, Forests and People*, 5, 100090. <https://doi.org/10.1016/J.TFP.2021.100090>

VIII. ANEXOS

8.1. Anexo 1

Objetivo 1

Estimación de la precisión de la clasificación de coberturas del área de entrenamiento por el método multinomial.

Para construir la matriz de confusión se establecieron puntos de muestreo por tipo de cobertura (clase) proporcional al área que presenta. La muestra se estimó de acuerdo al número de píxeles del área de estudio (ráster), con 72 columnas y 58 filas el total de píxeles es 4176.

Cálculo de la muestra:

Tamaño de la población: 4 176

Nivel de confianza: 0,05

Valor z: 1,96

Probabilidad de ocurrencia: 0,5

Tamaño de la muestra: 352

Para conocer la exactitud del modelo calculamos el p-valor siendo la probabilidad de obtener un valor como el resultado observado o más extremo. La probabilidad es calculada asumiendo que la H_0 es cierta, por esta razón se requiere que sea conocida y esté previamente establecida (π^0). Para una determinada clase de cobertura (columna j) la probabilidad se calcula de manera exacta (π) a partir de la distribución multinomial donde el p-valor es la suma de probabilidades de todos los posibles casos multinomiales que pueden ser igual o peores que el estadístico previamente fijado en la H_0 .

Planteamiento de la hipótesis general:

H_0 : cumple con las especificaciones / $\pi_{1j} \geq \pi^0_{1j}$; $\pi_{2j} \leq \pi^0_{2j}$; ... ; $\pi_{nj} \leq \pi^0_{nj}$

H_1 : no cumple con las especificaciones / $\pi_{1j} < \pi^0_{1j}$ o $\pi_{2j} > \pi^0_{2j}$ etc

Nivel de significancia: $\alpha = 0,05/4 = 0,0125$

Dado que se tiene M clases y se tendrán M p-valores, la decisión de aceptación o rechazo sobre la calidad de los datos se define bajo el criterio de Bonferroni, en consecuencia, se rechaza la H_0 si el p-valor es menor que α/M .

Realizamos el análisis para cada tipo de cobertura y establecemos la hipótesis de acuerdo a la Tabla 20. Para ello se desarrolló un script en lenguaje Python.

a) Sin vegetación

De acuerdo con las especificaciones la distribución multinomial está definida mediante:

$$M(11; \pi_N; \pi_{N,P}; \pi_{N,F,B}) = M(11; 0.9, 0.08, 0.02)$$

La hipótesis planteada a partir de la Tabla 12 es:

$$H_0: \pi_N = 0.9; \pi_{N,P} = 0.08; \pi_{N,F,B} = 0.02$$

$$H_1: \pi_N < 0.9 \text{ OR } \{ \pi_N = 0.9 \text{ AND } \pi_{N,P} > 0.08 \}$$

El estadístico se calcula con los valores de la columna N de la Tabla 11:

$$T_N(10, 1, 0)$$

El p-valor se calcula mediante la suma de las probabilidades de T_N y todas las combinaciones posibles cuando el primer valor es menor o igual a 10, el segundo valor es mayor que 1 de la multinomial $M(11; 0.9, 0.08, 0.02)$. El p-valor es 0,6670.

b) Pastos

De acuerdo con las especificaciones la distribución multinomial está definida mediante:

$$M(68; \pi_P; \pi_{P,F}; \pi_{P,N,B}) = M(68; 0.85, 0.10, 0.05)$$

La hipótesis planteada a partir de la Tabla 12 es:

$$H_0: \pi_P = 0.85; \pi_{P,F} = 0.10; \pi_{P,N,B} = 0.05$$

$$H_1: \pi_P < 0.85 \text{ OR } \{ \pi_P = 0.85 \text{ AND } \pi_{P,F} > 0.10 \}$$

El estadístico se calcula con los valores de la columna N de la Tabla 11:

$$T_P(61, 4, 3)$$

El p-valor se calcula mediante la suma de las probabilidades de T_P y todas las combinaciones posibles cuando el primer valor es menor o igual a 61, el segundo valor es mayor que 4 de la multinomial $M(68; 0.85, 0.10, 0.05)$. El p-valor es 0,3905.

c) Arbustos

De acuerdo con las especificaciones la distribución multinomial está definida mediante:

$$M(112; \pi_F; \pi_{F,P}; \pi_{F,N,B}) = M(112; 0.95, 0.04, 0.01)$$

La hipótesis planteada a partir de la Tabla 12 es:

$$H_0: \pi_F = 0.95; \pi_{F,P} = 0.04; \pi_{F,N,B} = 0.01$$

$$H_1: \pi_F < 0.95 \text{ OR } \{ \pi_F = 0.95 \text{ AND } \pi_{F,P} > 0.04 \}$$

El estadístico se calcula con los valores de la columna N de la Tabla 11:

$$T_F(104, 6, 2)$$

El p-valor se calcula mediante la suma de las probabilidades de T_F y todas las combinaciones posibles cuando el primer valor es menor o igual a 104, el segundo valor es mayor que 6 de la multinomial $M(112 ; 0.95, 0.04, 0.01)$. El p-valor es 0,0912.

d) Bosque denso

De acuerdo con las especificaciones la distribución multinomial está definida mediante:

$$M(11; \pi_B; \pi_{B,N}; \pi_{B,F,P}) = M(161 ; 0.95, 0.04, 0.01)$$

La hipótesis planteada a partir de la Tabla 12 es:

$$H_0: \pi_B = 0.95; \pi_{B,N} = 0.04; \pi_{B,F,P} = 0.01$$

$$H_1: \pi_B < 0.95 \text{ OR } \{ \pi_B = 0.95 \text{ AND } \pi_{B,N} > 0.04 \}$$

El estadístico se calcula con los valores de la columna N de la Tabla 11:

$$T_B(156, 4, 1)$$

El p-valor se calcula mediante la suma de las probabilidades de T_B y todas las combinaciones posibles cuando el primer valor es menor o igual a 156, el segundo valor es mayor que 4 de la multinomial $M(161 ; 0.95, 0.04, 0.01)$. El p-valor es 0,5381.

Se ha estimado el p-valor para cada clase y con ello se concluye que no se ha encontrado evidencia que la matriz de confusión no cumpla con las especificaciones de la Tabla 20, es decir, existe un alto grado de coincidencia entre los valores reales y observados, por lo tanto, la clasificación de coberturas es muy buena.

Tabla 16. Estimación de la muestra por tipo de cobertura

Clase	Área (%)	Muestra
Sin vegetación	3,16	11
Bosque denso	45,70	161
Pastos	19,20	68
Arbustos	31,94	112
Total	100	352

Tabla 17. Matriz de confusión

		Valores observados (CDC)					
		Clase	Sin vegetación	Pastos	Arbustos	Bosque denso	Total
Valores reales (CDR)	Sin vegetación		10	1	0	0	11
	Pastos		3	61	4	0	68
	Arbustos		0	6	104	2	112
	Bosque denso		0	1	4	156	161
	Total		13	69	112	158	352

Tabla 18. Cálculo del porcentaje de acuerdos e índice Kappa

Clase	PA (%)	Kappa
Sin vegetación	90,91	0.9088
Pastos	89,71	
Arbustos	92,86	
Bosque denso	96,89	
Precisión global	94,03	

Tabla 19. Multinomiales por clase

	Sin vegetación (N)		Pastos (P)		Arbustos (F)		Bosque denso (B)		Total
	n1j	casos	n2j	casos	n3j	casos	n4j	casos	
Bien clasificado	10	N/N	61	P/P	104	F/F	156	B/B	352
	1	N/P	4	P/F	6	F/P	0	B/N	
Confusiones	0	N/F	3	P/N	0	F/N	4	B/F	
	0	N/B	0	P/B	2	F/B	1	B/P	
Total	11		68		112		161		

Tabla 20. Exigencias de calidad

Clase	Sin vegetación (N)		Pastos (P)		Arbustos (F)		Bosque denso (B)	
	%	Casos	%	Casos	%	Casos	%	Casos
Bien clasificado	90	N/N	85	P/P	95	F/F	95	B/B
Confusiones	8	N/P	10	P/F	4	F/P	4	B/N
	2	N/F-B	5	P/N-B	1	F/N-B	1	B/F-P

Tabla 21. Área de entrenamiento mayor

Punto	Lado	Distancia (m)	UTM WGS84 18S	
			Este (m)	Norte (m)
PM1	PM1-PM2	2118,77	347996,85	8973522,07
PM2	PM2-PM3	1703,89	350087,78	8973530,16
PM3	PM3-PM4	2118,77	350094,25	8971848,70
PM4	PM4-PM1	1703,89	348003,41	8971840,60
Área 361,01 Ha				

Tabla 22. Área de entrenamiento menor

Punto	Lado	Distancia (m)	UTM WGS84 18S	
			Este (m)	Norte (m)
P1	P1-P2	228,04	349417,76	8972775,31
P2	P2-P3	184,67	349227,55	8972901,09
P3	P3-P4	289,41	349142,61	8972737,11
P4	P4-P5	162,22	349077,55	8972455,12
P5	P5-P1	476,30	349201,77	8972350,80
Área 9,61 Ha				

Tabla 23. Firmas espectrales NDVI por tipo de cobertura

Clase	Mínimo	Máximo	Promedio
Pastos	0,4507	0,5998	0,5442
Arbustos	0,6016	0,6999	0,6592
Bosque denso	0,7009	0,7998	0,7506

Tabla 24. Análisis de normalidad de las firmas espectrales

Test de normalidad	Pastos		Arbustos		Bosque denso	
	Estadíst.	p-value	Estadíst.	p-value	Estadíst.	p-value
Kolmogorov-Smirnov	0,064617	7,011x10 ⁻⁰³	0,076293	7,556x10 ⁻⁰⁴	0,064838	6,745x10 ⁻⁰³
Lilliefors						
(Kolmogorov-Smirnov)	0,064617	4,531x10 ⁻⁰⁷	0,076293	4,939x10 ⁻¹⁰	0,064838	4,03x10 ⁻⁰⁷
Shapiro-Wilk	0,96741	3,987x10 ⁻¹¹	0,96386	7,269x10 ⁻¹²	0,96005	1,308x10 ⁻¹²

Tabla 25. Cobertura vegetal 1987

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Vegetación densa	862,82	86282,32	18210,21	33,03
Suelo desnudo y pastos	1524,46	152446,22	18569,49	58,35
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	37226,65	100,00

Tabla 26. Cobertura vegetal 1994

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Vegetación densa	845,20	84519,94	16450,12	32,35
Suelo desnudo y pastos	1542,09	154208,60	16824,99	59,03
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	33722,06	100,00

Tabla 27. Cobertura vegetal 2001

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Vegetación densa	1116,50	111649,84	18611,66	42,74
Suelo desnudo y pastos	1270,79	127078,70	18940,60	48,64
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	37999,20	100,00

Tabla 28. Cobertura vegetal 2008

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Vegetación densa	1066,01	106601,09	18584,36	40,81
Suelo desnudo y pastos	1321,27	132127,44	18906,53	50,58
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	37937,83	100,00

Tabla 29. Cobertura vegetal 2015

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Vegetación densa	1781,41	178140,66	14432,81	68,19
Suelo desnudo y pastos	605,88	60587,87	14565,21	23,19
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	29444,96	100,00

Tabla 30. Cobertura vegetal 2022

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Vegetación densa	1804,80	180479,66	14342,60	69,09
Suelo desnudo y pastos	582,49	58248,87	14487,24	22,30
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	29276,79	100,00

Tabla 31. Resumen de cobertura vegetal, suelo desnudos y pastos en porcentaje de área

Año	Vegetación densa %	Suelo desnudo y pastos %
1987	33,03	58,35
1994	32,35	59,03
2001	42,74	48,64
2008	40,81	50,58
2015	68,19	23,19
2022	69,09	22,30

Tabla 32. Análisis multitemporal periodo 1987-1994

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Incremento de vegetación	217,98	21798,33	16756,23	8,34
Pérdida de vegetación	235,61	23560,71	17658,10	9,02
Sin cambios	1933,69	193369,50	34781,87	74,02
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	69643,15	100,00

Tabla 33. Análisis multitemporal periodo 1994-2001

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Incremento de vegetación	424,29	42429,48	23704,88	16,24
Pérdida de vegetación	153,00	15299,58	11143,39	5,86
Sin cambios	1809,99	180999,47	35192,47	69,28
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	70487,68	100,00

Tabla 34. Análisis multitemporal periodo 2001-2008

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Incremento de vegetación	184,64	18464,22	17269,50	7,07
Pérdida de vegetación	235,13	23512,96	19162,19	9,00
Sin cambios	1967,51	196751,35	36823,15	75,31
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	73701,78	100,00

Tabla 35. Análisis multitemporal periodo 2008-2015

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Incremento de vegetación	785,59	78559,42	27965,98	30,07
Pérdida de vegetación	70,20	7019,85	4898,46	2,69
Sin cambios	1531,49	153149,26	33108,21	58,62
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	66419,59	100,00

Tabla 36. Análisis multitemporal periodo 2015-2022

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Incremento de vegetación	194,80	19479,50	13778,89	7,46
Pérdida de vegetación	171,41	17140,50	14307,77	6,56
Sin cambios	2021,09	202108,53	28433,96	77,37
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	56967,57	100,00

Tabla 37. Análisis multitemporal periodo 1987-2022

Descripción	Área		Perímetro (km)	%
	km ²	Ha		
Incremento de vegetación	981,96	98196,22	29113,32	37,59
Pérdida de vegetación	39,99	3998,87	3329,57	1,53
Sin cambios	1365,33	136533,44	32674,39	52,26
Zona de exclusión	225,08	22507,82	446,94	8,62
Total	2612,36	261236,36	65564,23	100,00

Tabla 38. Incremento, pérdida y áreas sin cambios-análisis multitemporal

Periodo	Incremento (%)	Pérdida (%)	Sin cambios (%)	Zona exclusión (%)
1987-1994	8,34	9,02	74,02	8,62
1994-2001	16,24	5,86	69,28	8,62
2001-2008	7,07	9,00	75,31	8,62
2008-2015	30,07	2,69	58,62	8,62
2015-2022	7,46	6,56	77,37	8,62

Tabla 39. Parámetros morfométricos de la cuenca del Monzón

	PARÁMETROS	DESCRIPCIÓN	UNIDAD	CUENCA	
				MONZÓN	
PARÁMETROS DE FORMA DE LA CUENCA	Área total de la cuenca		km ²	2612,36	
	Perímetro de la cuenca		km	311,99	
	Longitud del río principal		km	101,69	
	Longitud total de los ríos de diferente grado	Orden 1		km	459,15
		Orden 2		km	216,34
		Orden 3		km	116,52
		Orden 4		km	51,45
		Orden 5		km	44,27
		Longitud total		km	887,74
	Ancho promedio de la cuenca		km	25,69	
	Coeficiente de compacidad	Oval oblonga a rectangular oblonga	-		1,71
	Factor de forma	Ni alargada ni ensanchada	-		0,45
	Rectángulo equivalente	Lado mayor		km	136,91
		Lado menor		km	19,08
Radio de circularidad	Ovalada		km	0,34	
PARÁMETROS DE RELIEVE DE LA CUENCA	Curva hipsométrica	Cuenca sedimentaria			
	Polígonos de frecuencia de altitudes		-	15	
	Altitud media de la cuenca		m.s.n.m	2177	
	Altitud de frecuencia media		m.s.n.m	1220	
	Área por encima de frecuencia media		km ²	2129,90	
	Altitud más frecuente		m.s.n.m	1220 - 1490	
	Pendiente media de la cuenca	Altitud máxima		m.s.n.m	4658
		Altitud mínima		m.s.n.m	680
		Pendiente media		m/m	0,05
	Coeficiente de masividad		-	0,83	
	Coeficiente orográfico		-	1813,36	
Coeficiente de torrencialidad		-	0,06		

PARÁMETROS	DESCRIPCIÓN	UNIDAD	CUENCA	
			MONZÓN	
PARÁMETROS DE LA RED HIDROGRÁFICA DE LA CUENCA	Tipo de corriente	Perenne	-	
	Número de orden de ríos	Orden 1	-	157
		Orden 2	-	74
		Orden 3	-	45
		Orden 4	-	21
		Orden 5	-	16
		Nº total de ríos	-	313
		Grado de ramificación	-	5
	Frecuencia de densidad de los ríos		ríos/km ²	0,12
	Densidad de drenaje		km/km ²	0,34
	Extensión media de escurrimiento superficial		km ² /km	2,94
	Cotas del cauce principal	Altitud máxima	m.s.n.m	3398
		Altitud mínima	m.s.n.m	680
	Pendiente media del río principal		m/m	0,03
	Altura media del río principal		m.s.n.m	1359
Tiempo de concentración	Promedio	horas	8,05	
Método de Kirpich		horas	5,84	
Método de California		horas	5,84	
Método de Giandotti		horas	6,33	
Método de Témez		horas	14,21	

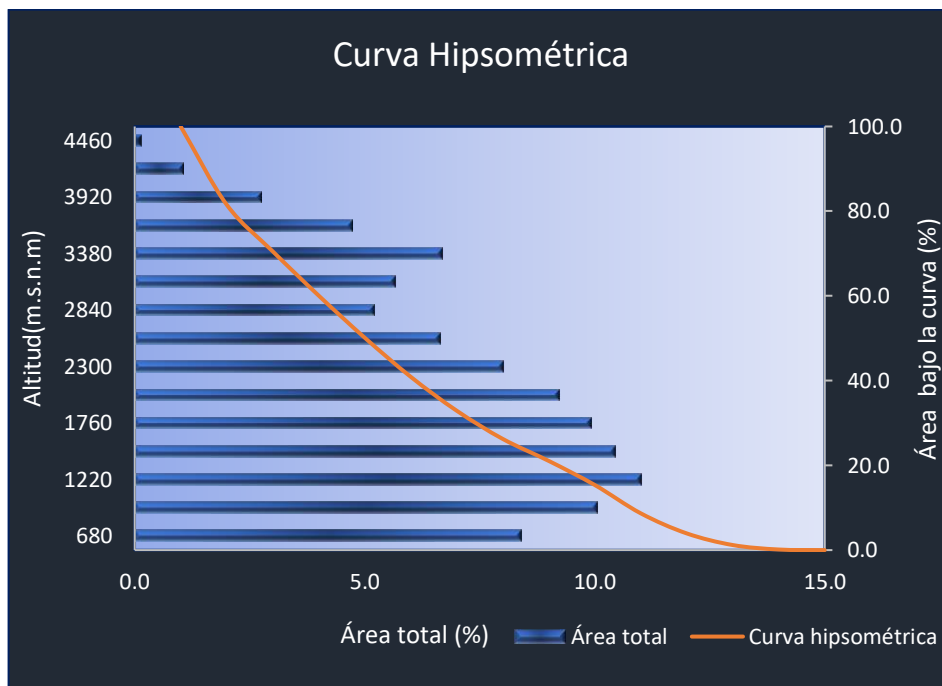


Figura 39. Curva hipsométrica y secciones de área de la cuenca Monzón.

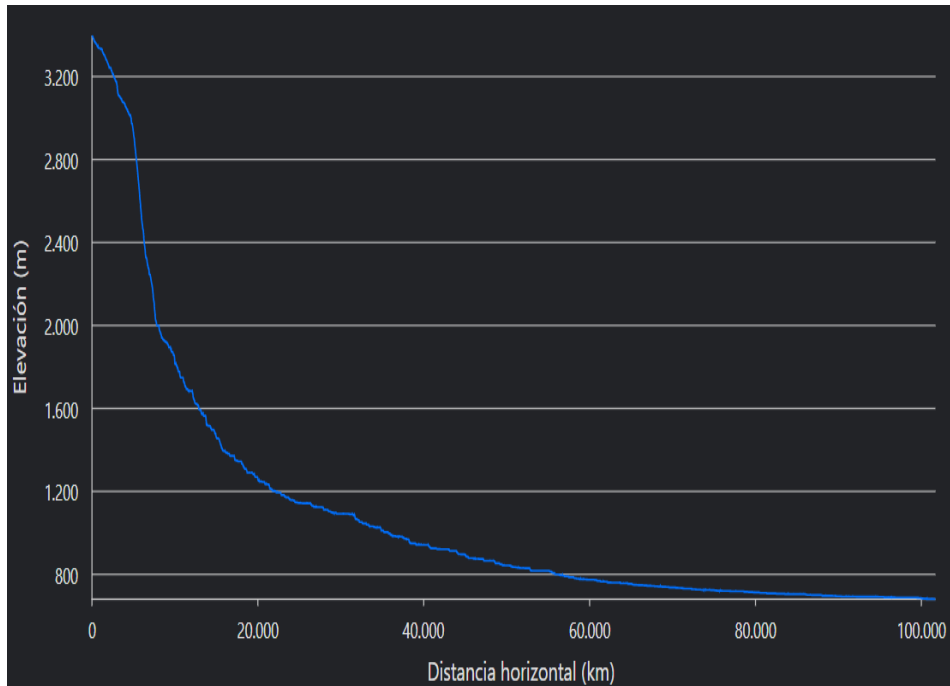


Figura 40. Perfil longitudinal de cauce principal.

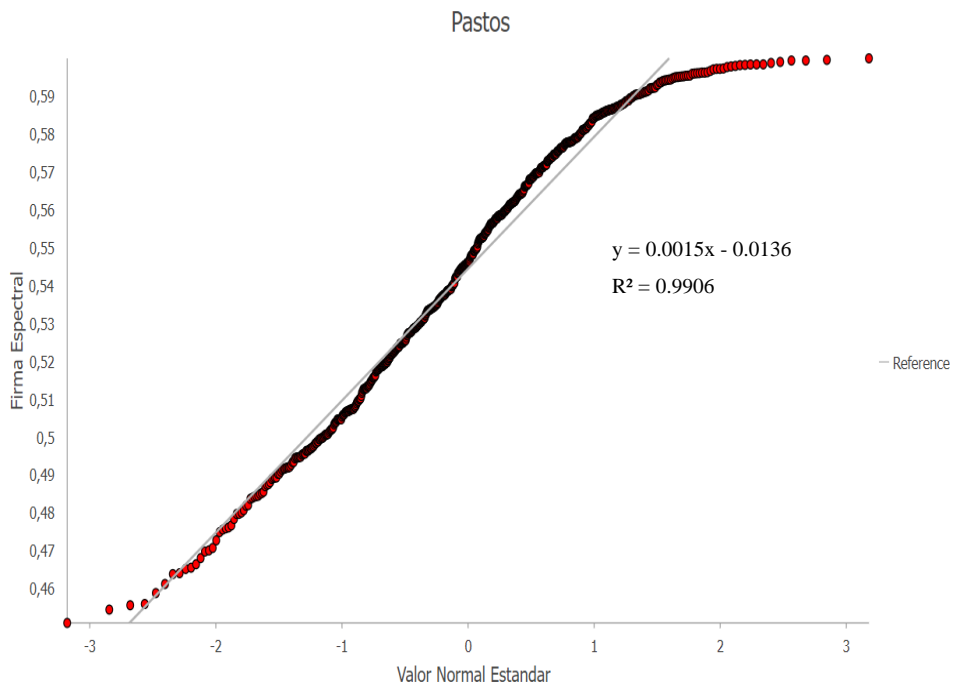


Figura 41. Dispersión normal de la firma espectral NDVI – pastos.

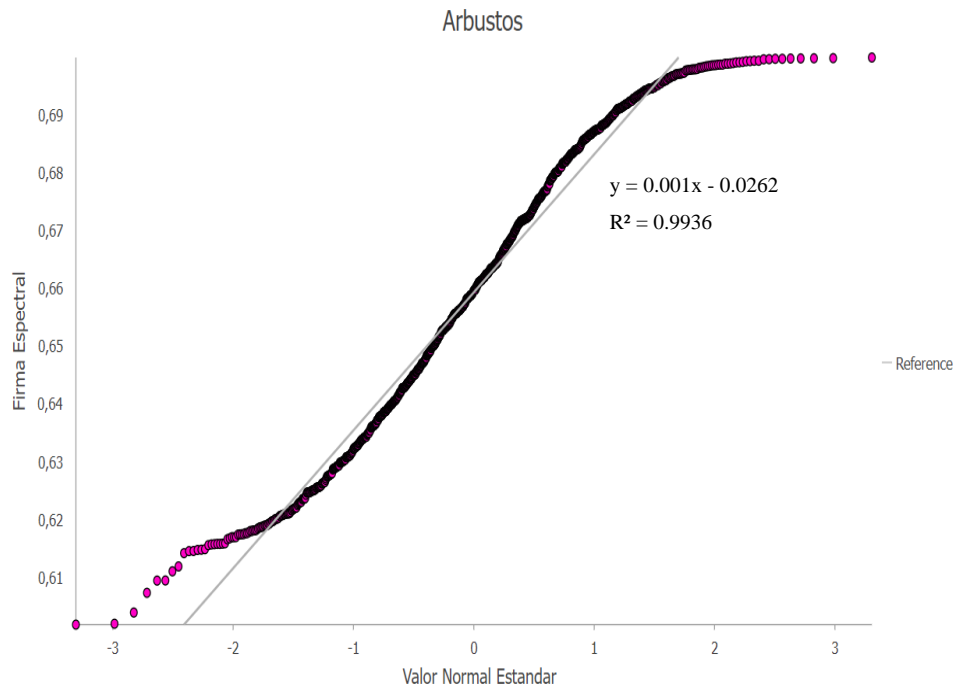


Figura 42. Dispersión normal de la firma espectral NDVI – arbustos.

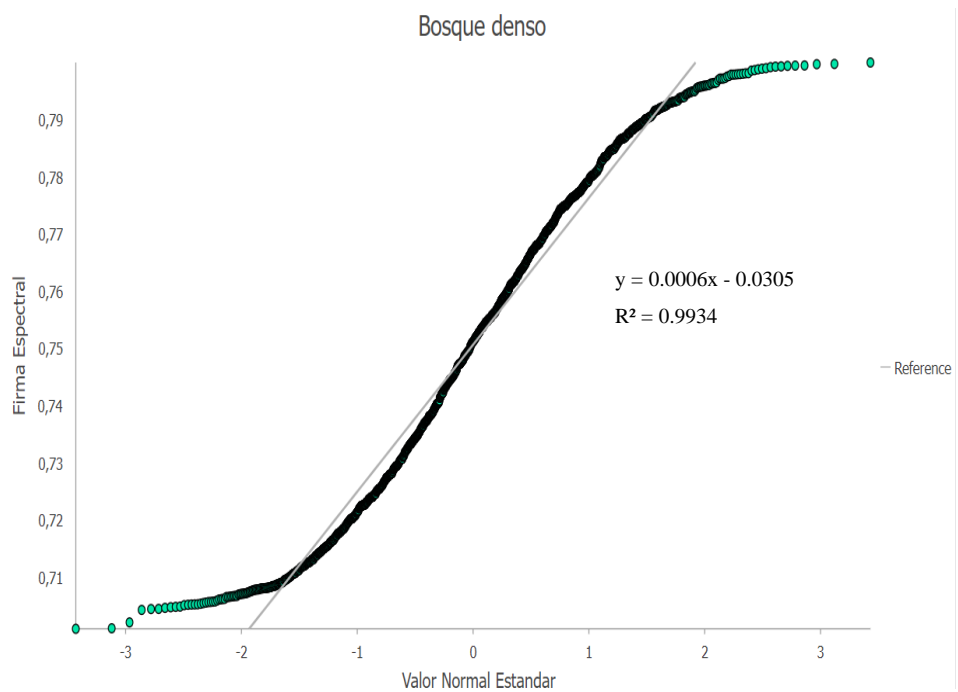


Figura 43. Dispersión normal de la firma espectral NDVI – bosque denso.

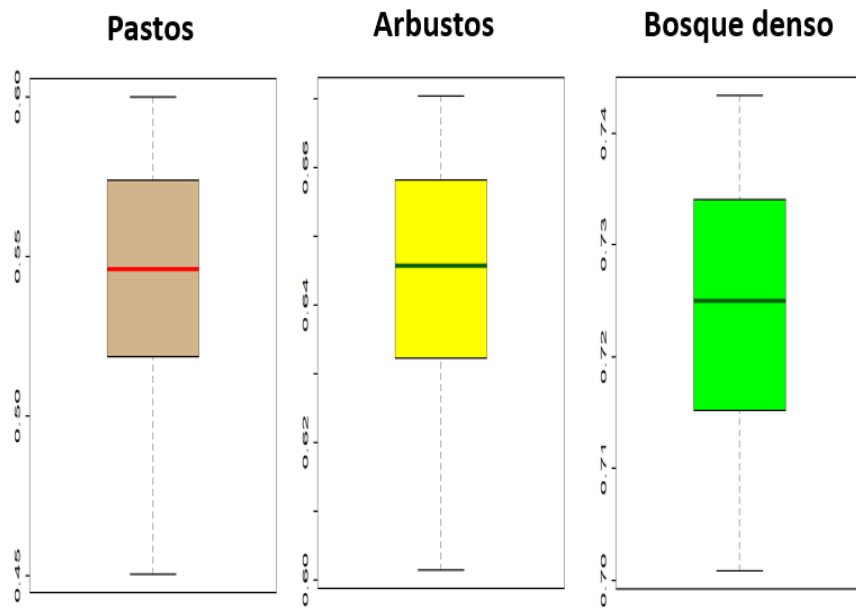


Figura 44. Diagrama de cajas de firmas espectrales NDVI por tipo de cobertura.



Figura 45. Área de entrenamiento menor y mayor-firmas espectrales NDVI.

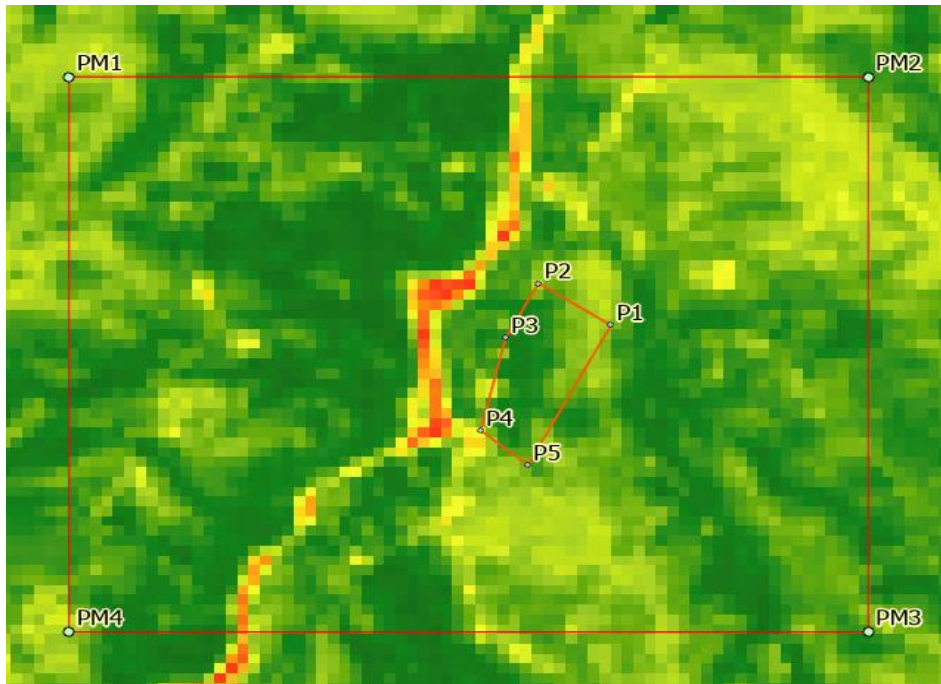


Figura 46. Cálculo del NDVI – área de entrenamiento.

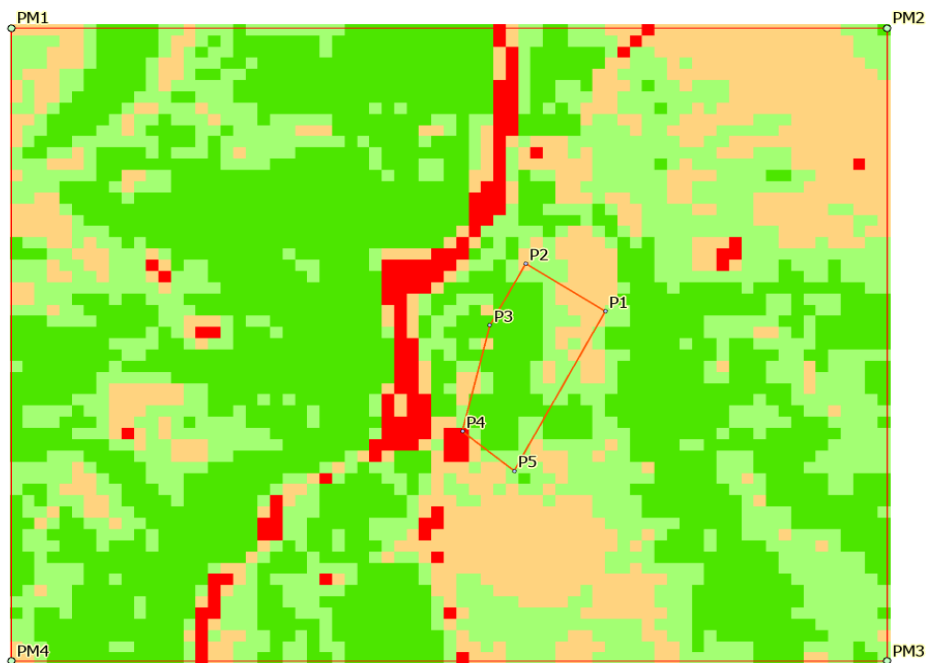


Figura 47. Reclasificación por tipo de cobertura con firmas espectrales definidas.

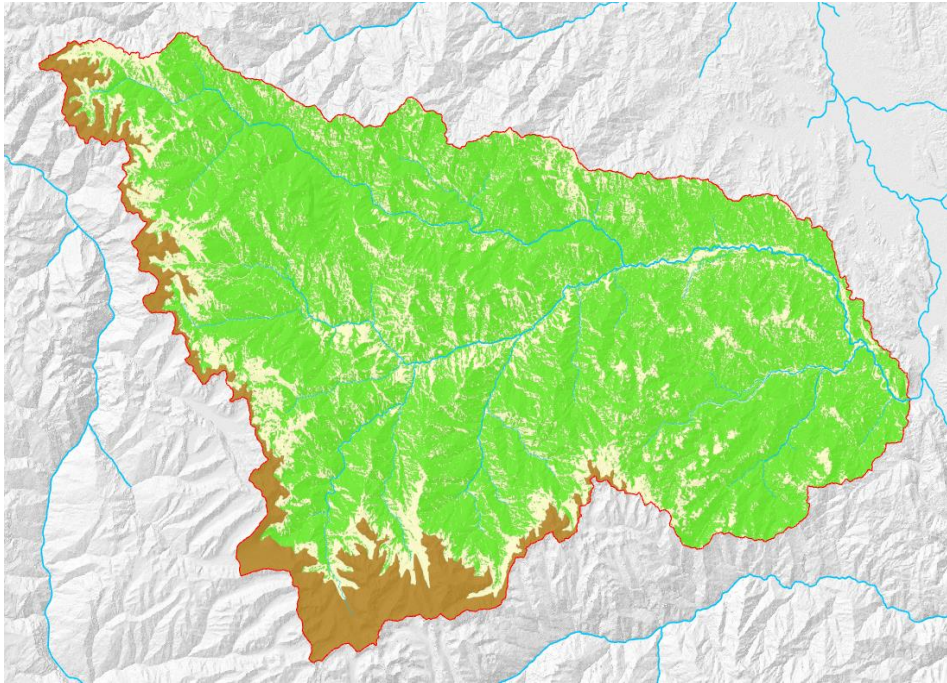


Figura 48. Extracción de bosque denso a nivel de cuenca 2022 y zona de exclusión.

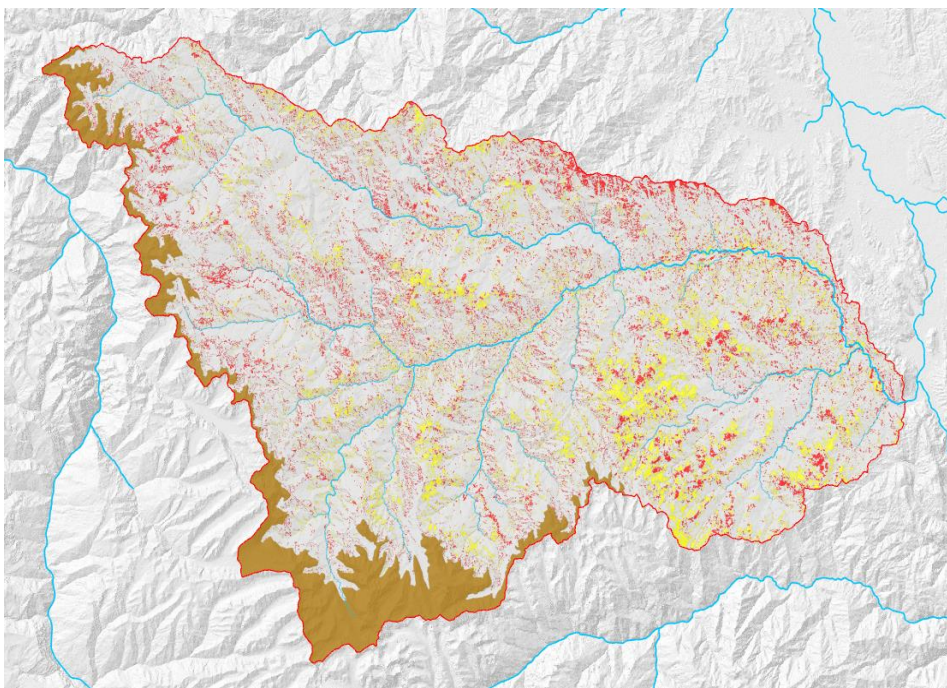


Figura 49. Análisis multitemporal periodo 2015-2022.



Figura 50. Modelo de geoprocesamiento para la detección de cobertura vegetal.



Figura 51. Modelo de geoprocésamiento - detección de cambios de cobertura vegetal.

8.2. Anexo 2

Objetivo 2 y 3

Estimamos la tendencia con el método de Mann-Kendall en el software RStudio.

Planteamiento de la hipótesis:

H_0 : No existe tendencia significativa en los datos.

H_1 : Existe tendencia significativa en los datos.

Nivel de significancia: $\alpha = 0,05$

Estadístico de prueba:

Tabla 40. Resultado de tendencias globales de temperatura y precipitación.

Estadístico	Mann Kenndall	P-valor
Temperatura máxima	0,258	$2,22 \times 10^{-16}$
Temperatura mínima	0,224	$2,22 \times 10^{-16}$
Temperatura promedio	0,309	$2,22 \times 10^{-16}$
Precipitación	0,0145	0,6532

Dado que el p-valor $< \alpha$, rechazamos la H_0 , en consecuencia, podemos afirmar a un 95% de confianza que existe una tendencia significativa positiva en los datos de temperatura máxima, mínima y promedio, es decir, la temperatura aumenta con respecto al tiempo. Mientras que para la precipitación no hay suficiente evidencia estadística para rechazar la hipótesis nula (H_0) dado que p-valor $> \alpha$, lo que sugiere que los datos no siguen una tendencia monótona, por lo tanto, no hay una dirección consistente en las observaciones a lo largo del tiempo puesto que los datos según el estadístico de prueba se encuentran distribuidos al azar, en consecuencia, no existe tendencia en los datos de precipitación.

Tabla 41. Índices climáticos RclimDex

	N°	Indice	Slope	STD_of_Slope	P_Value	Indicator name	Units
TEMPERATURA	1	FD0	0	0	NaN	Días de heladas	Días
	2	SU25	0,682	0,2	0,002	Días de verano	Días
	3	ID0	0	0	NaN	Días de hielo	Días
	4	TR20	3,372	0,641	0	Noches tropicales	Días
	5	GSL	-	0,025	0,753	Temporada de crecimiento	Días
			0,008			Duración	
	6	TXx	0,061	0,009	0	Tmáx máx.	°C
	7	TNx	0,022	0,016	0,194	Tmín máx.	°C
	8	TXn	0,01	0,012	0,377	Tmáx mín.	°C
9	TNn	0,052	0,023	0,035	Tmín mínimo	°C	

Nº	Indice	Slope	STD_of_Slope	P_Value	Indicator name	Units	
10	TN10p	- 0,546	0,114	0	Noches frescas	Días	
11	TX10p	-0,13	0,047	0,01	Días frescos	Días	
12	TN90p	0,54	0,208	0,018	Noches cálidas	Días	
13	TX90p	0,725	0,109	0	Días cálidos	Días	
14	WSDI	0,141	0,052	0,011	Indicador de duración del período cálido	Días	
15	CSDI	- 0,052	0,041	0,223	Indicador de duración de la ola de frío	Días	
16	DTR	0,014	0,01	0,187	Rango de temperatura diurna	°C	
17	TX	0,038	0,007	0	TMAXmean	°C	
18	TN	0,029	0,007	0	TMINmean	°C	
PRECIPITACIÓN	19	RX1day	0,188	0,442	0,675	Cantidad máxima de precipitación en 1 día	mm
	20	Rx5day	0,915	0,643	0,166	Cantidad máxima de precipitación de 5 días	mm
	21	SDII	- 0,026	0,023	0,277	Índice de intensidad diario simple	mm/días
	22	R10	0,112	0,207	0,592	Número de días de fuertes precipitaciones	Días
	23	R20	0,079	0,139	0,572	Número de días con precipitaciones muy intensas	Días
	24	R25	0,092	0,125	0,466	Número de días superiores a 25 mm	Días
	25	CDD	-0,2	0,077	0,015	Días secos consecutivos	Días
	26	CWD	0,137	0,084	0,113	Días lluviosos consecutivos	Días
	27	R95p	- 3,185	4,636	0,497	Días muy húmedos	mm
	28	R99p	1,495	3,194	0,643	Días extremadamente húmedos	mm
	29	PRCPTOT	3,517	6,083	0,568	Precipitación total anual en días húmedos	mm

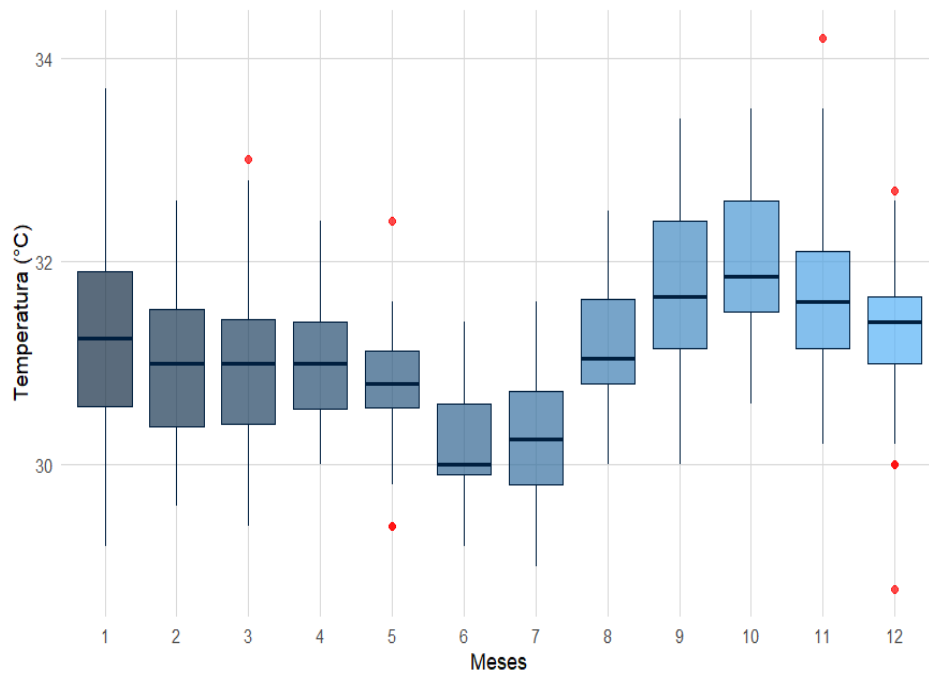


Figura 52. Temperatura máxima mensual anual - datos corregidos.

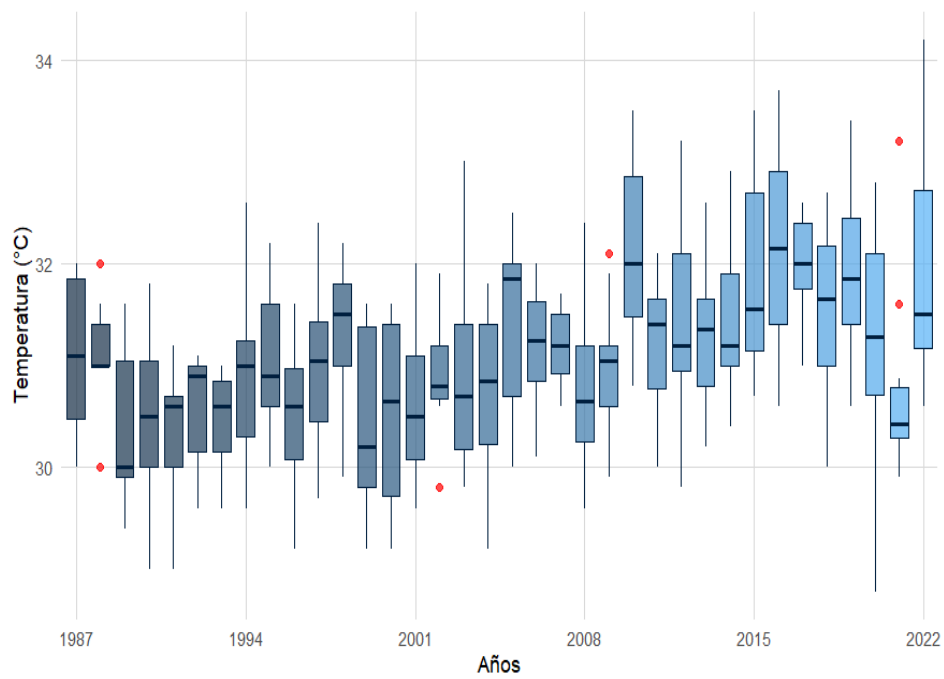


Figura 53. Temperatura máxima anual - datos corregidos.

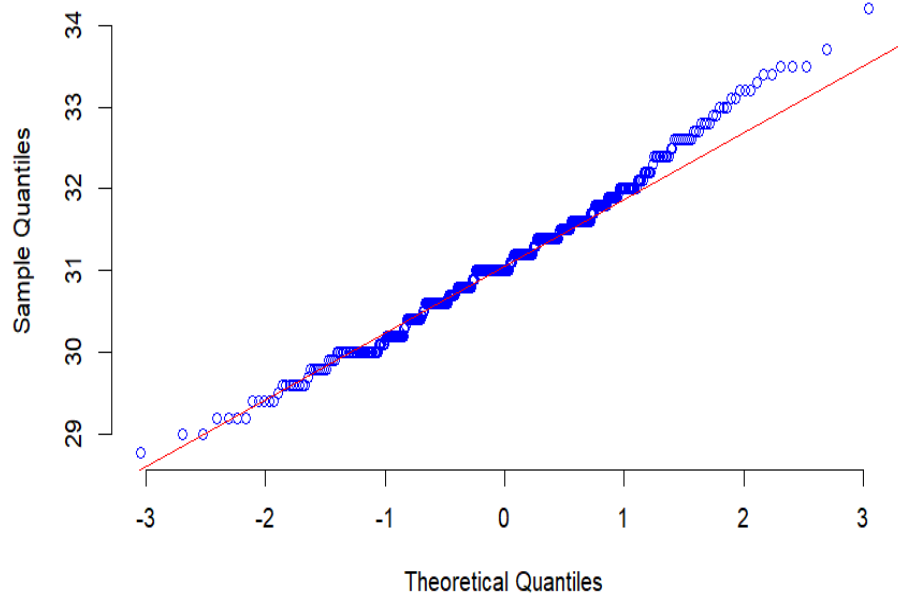


Figura 54. Distribución normal de temperatura máxima anual - datos corregidos.

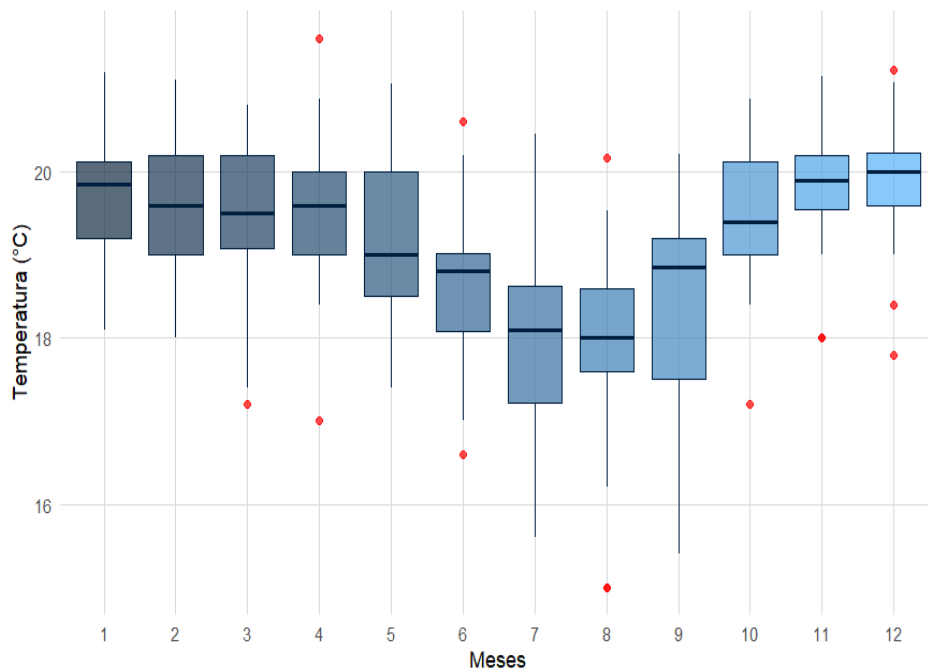


Figura 55. Temperatura mínima mensual anual - datos corregidos.

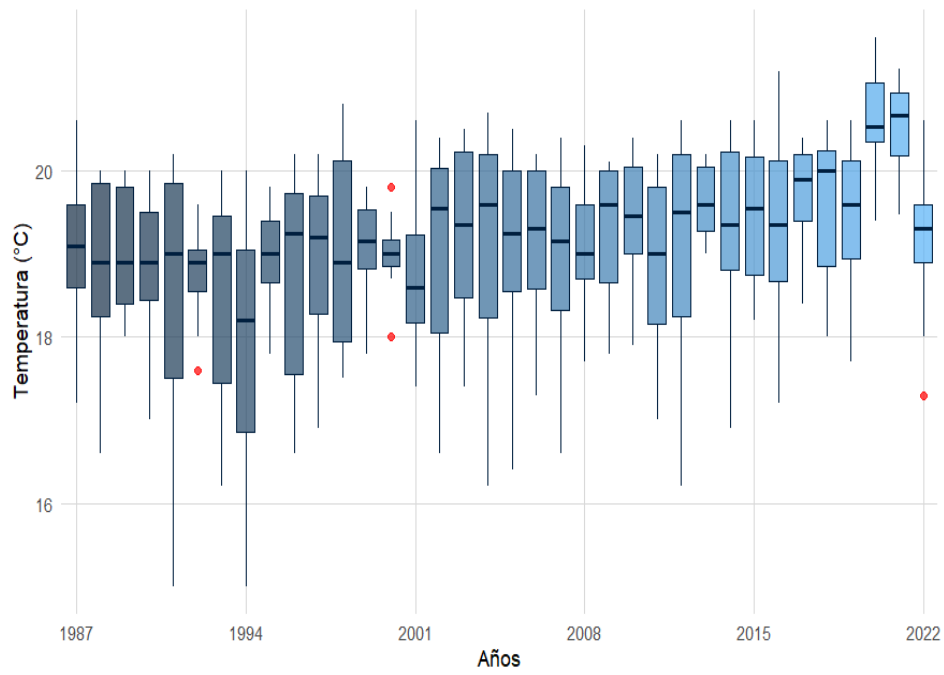


Figura 56. Temperatura mínima anual - datos corregidos.

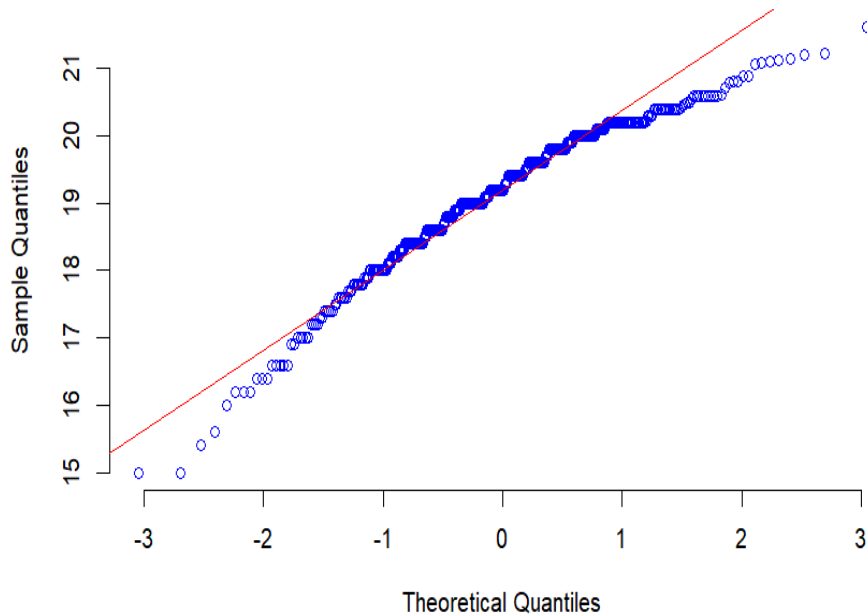


Figura 57. Distribución normal de temperatura mínima anual - datos corregidos.

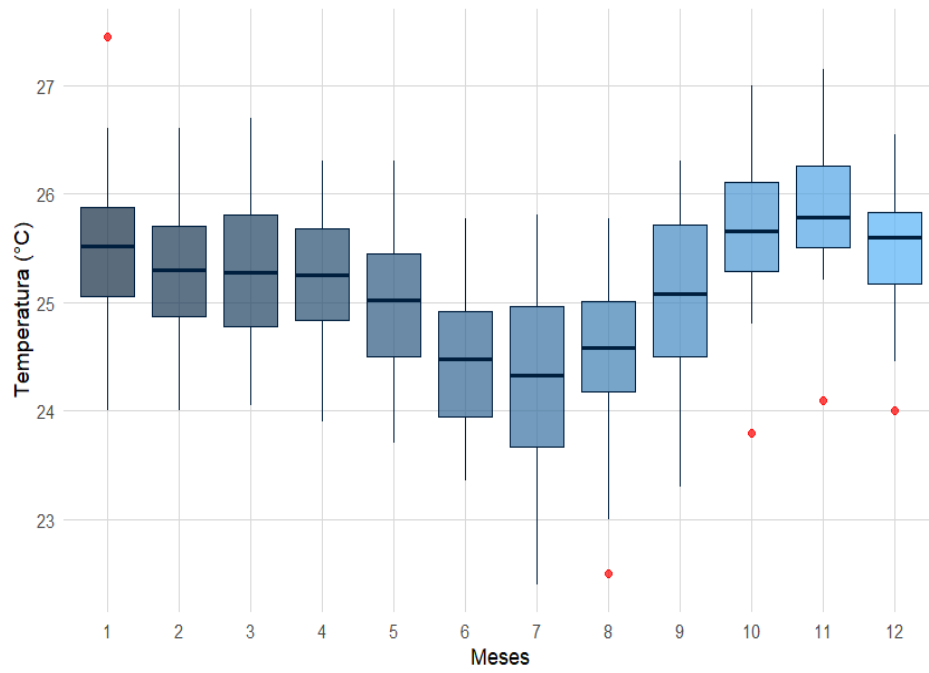


Figura 58. Temperatura promedio mensual anual - datos corregidos.

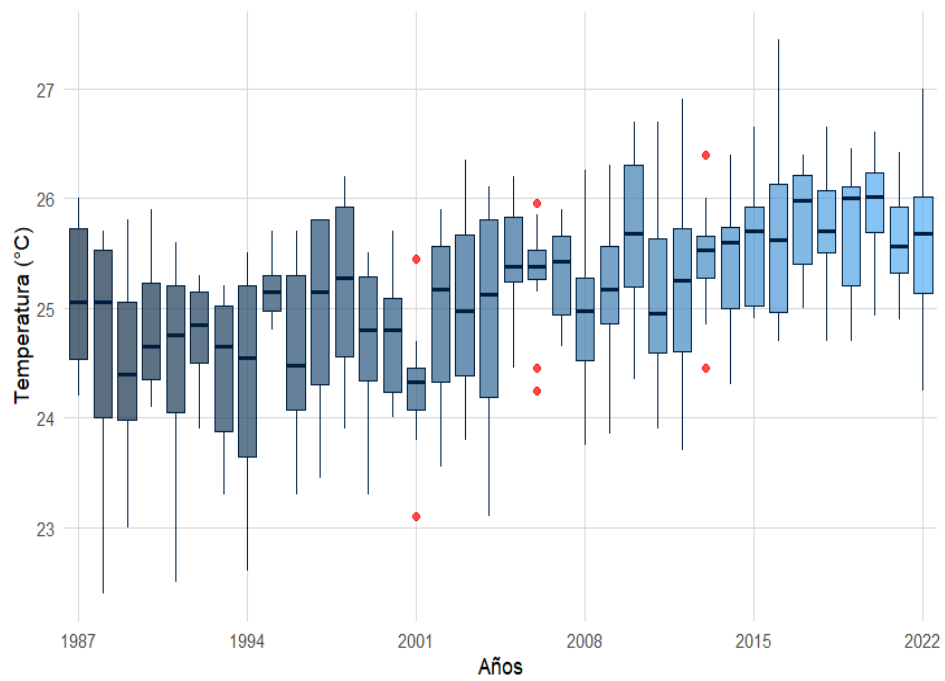


Figura 59. Temperatura promedio anual - datos corregidos.

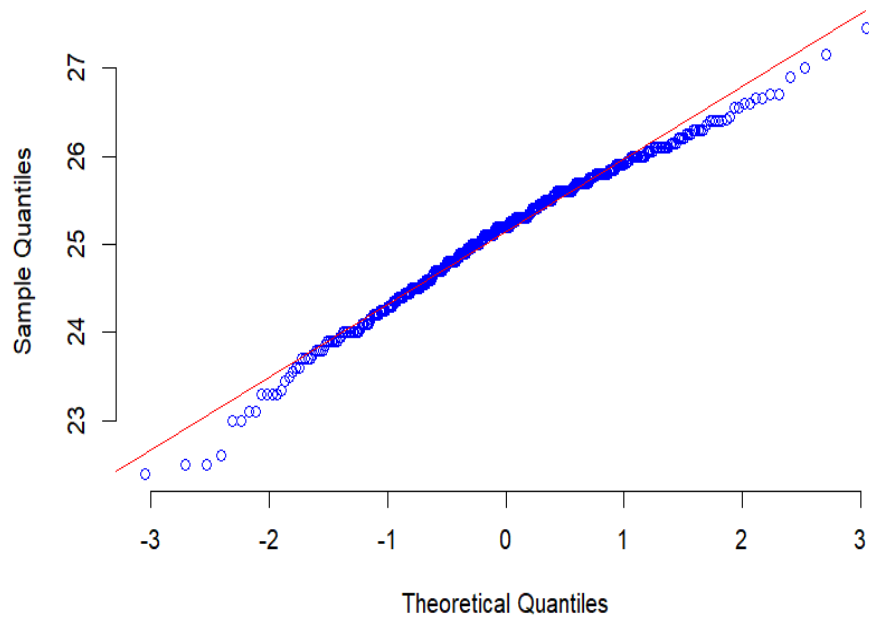


Figura 60. Distribución normal de temperatura promedio anual - datos corregidos.

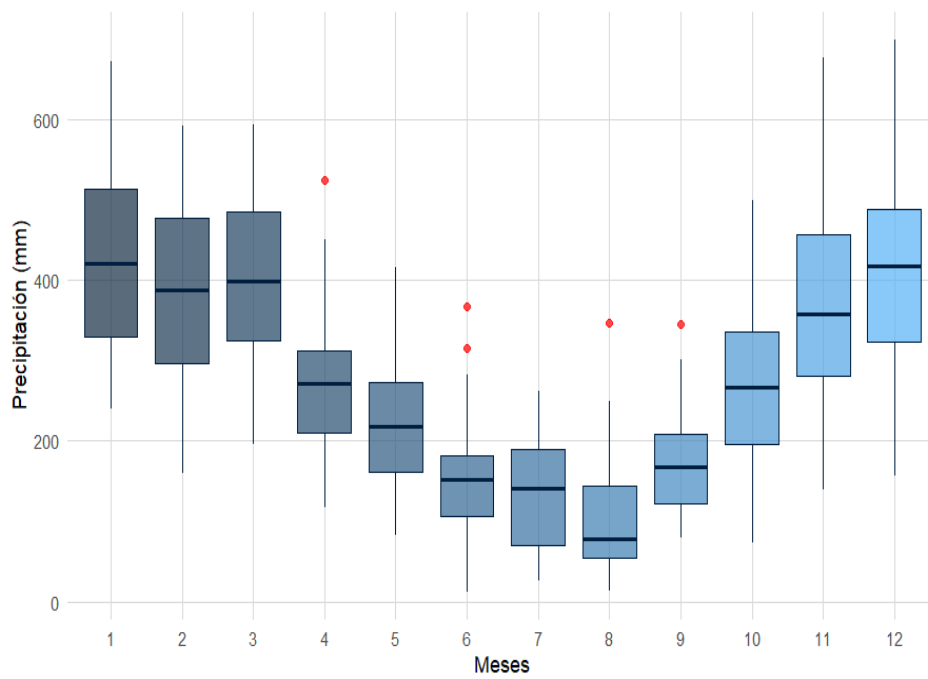


Figura 61. Precipitación mensual anual - datos corregidos.

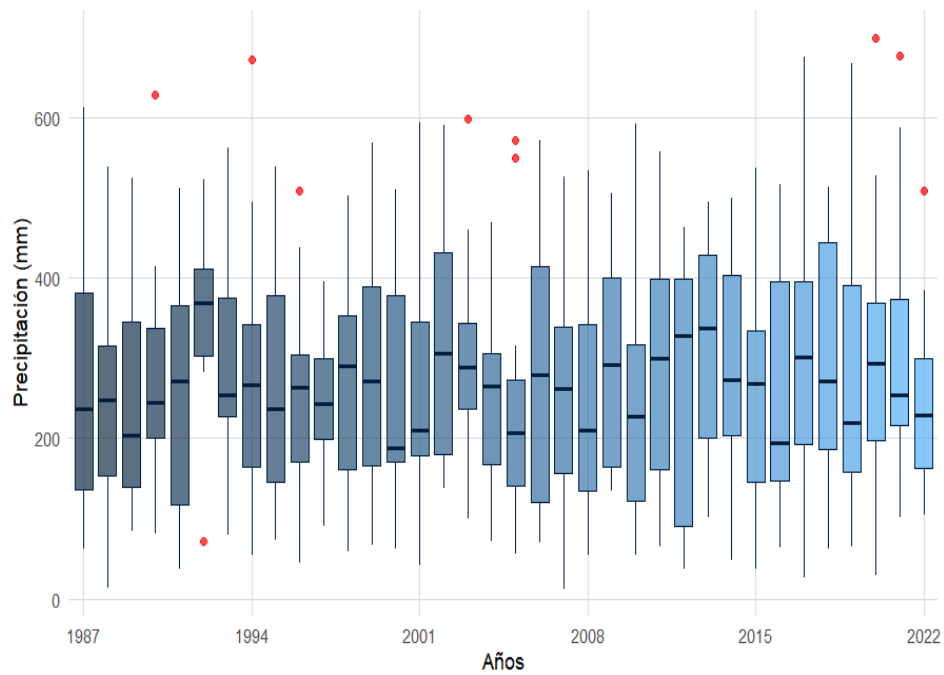


Figura 62. Precipitación anual - datos corregidos.

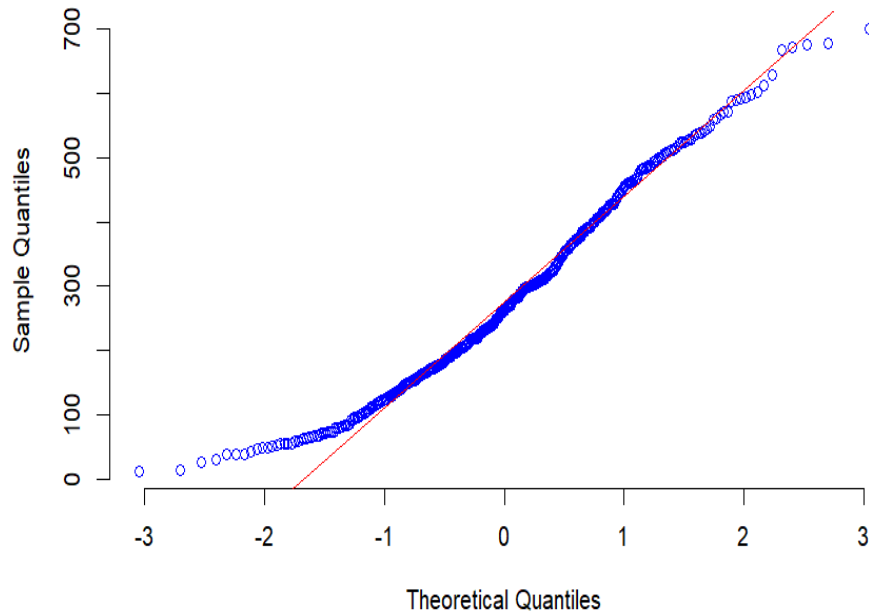


Figura 63. Distribución normal de precipitación anual - datos corregidos.

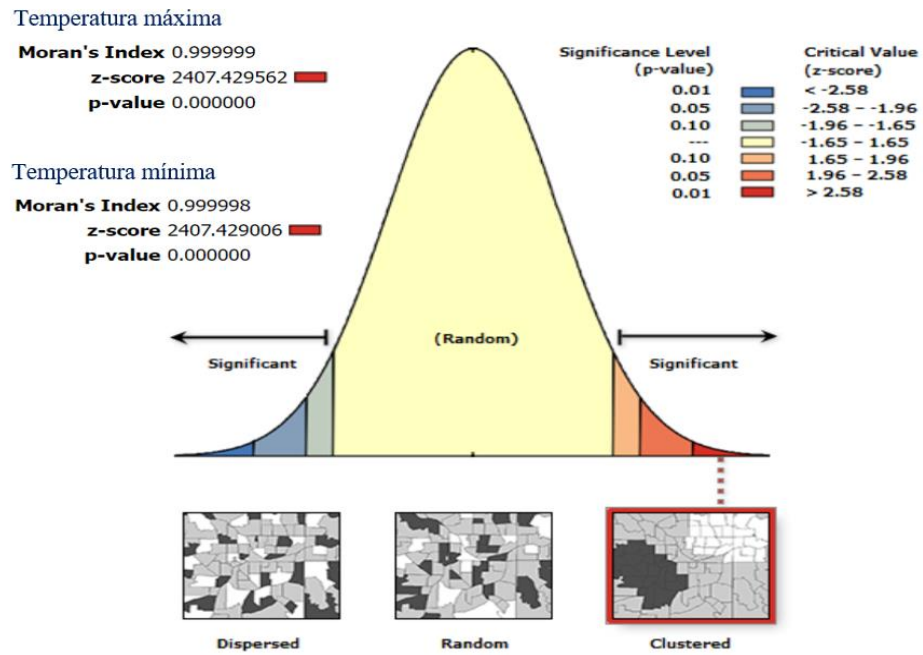


Figura 64. Reporte de autocorrelación espacial - Temperatura máxima y mínima.

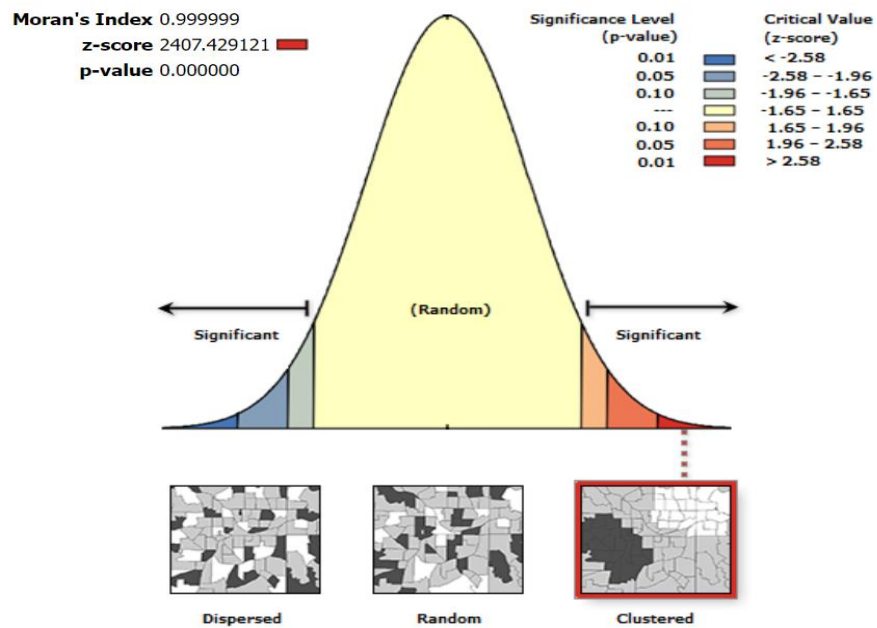


Figura 65. Reporte de autocorrelación espacial – Precipitación.

8.3. Anexo 3

Objetivo 4

Tabla 42. Resultados de correlación NDVI vs precipitación

	AÑO	NDVI					
		1987	1994	2001	2008	2015	2022
PRECIPITACIÓN	1987	0,3154	0,2138	0,3047	0,2791	0,2913	0,3173
	1994	0,3230	0,2205	0,3137	0,2873	0,2991	0,3227
	2001	0,3151	0,2131	0,3078	0,2801	0,2922	0,3163
	2008	0,3137	0,2127	0,3080	0,2800	0,2920	0,3140
	2015	0,3243	0,2212	0,3129	0,2886	0,2997	0,3242
	2022	0,3213	0,2183	0,3104	0,2852	0,2969	0,3219

Tabla 43. Resultados de correlación NDVI vs temperatura máxima

	AÑO	NDVI					
		1987	1994	2001	2008	2015	2022
TEMPERATURA MAXIMA	1987	0,2838	0,1891	0,2978	0,2577	0,2695	0,2807
	1994	0,2823	0,1878	0,2964	0,2562	0,2680	0,2794
	2001	0,2785	0,1849	0,2927	0,2525	0,2644	0,2761
	2008	0,2804	0,1864	0,2944	0,2543	0,2661	0,2776
	2015	0,2878	0,1921	0,3013	0,2614	0,2733	0,2845
	2022	0,2918	0,1953	0,3050	0,2656	0,2771	0,2881

Tabla 44. Resultados de correlación NDVI vs temperatura mínima

	AÑO	NDVI					
		1987	1994	2001	2008	2015	2022
TEMPERATURA MINIMA	1987	0,3130	0,2121	0,3245	0,2851	0,2970	0,3071
	1994	0,3111	0,2108	0,3223	0,2814	0,2949	0,3055
	2001	0,3169	0,2153	0,3266	0,2872	0,3001	0,3110
	2008	0,3171	0,2155	0,3265	0,2872	0,3002	0,3114
	2015	0,3147	0,2135	0,3247	0,2852	0,2981	0,3091
	2022	0,3111	0,2108	0,3223	0,2814	0,2949	0,3055

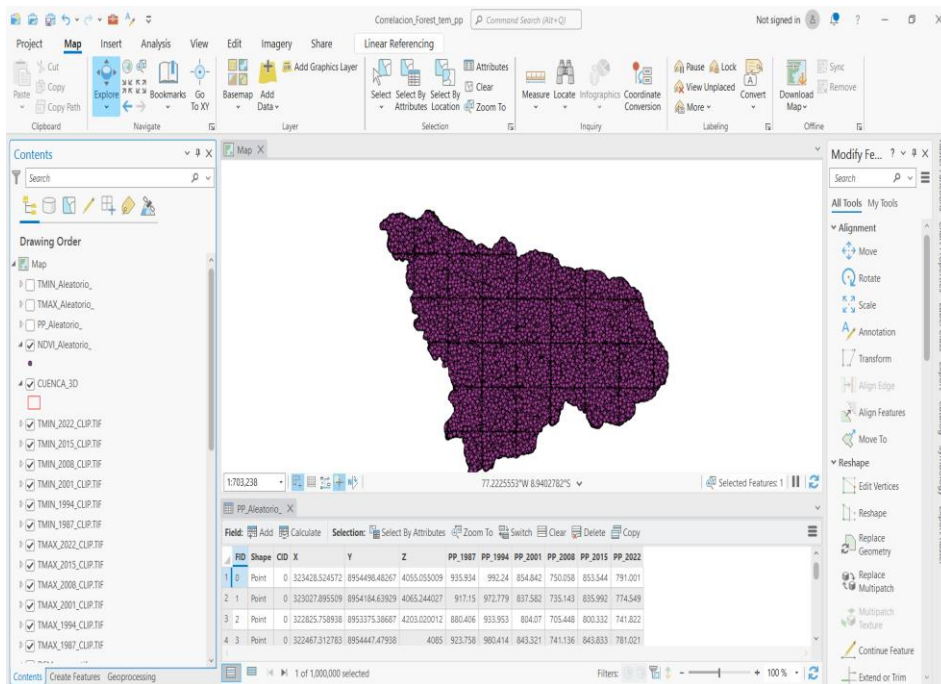


Figura 68. Extracción de datos de NDVI mediante puntos.

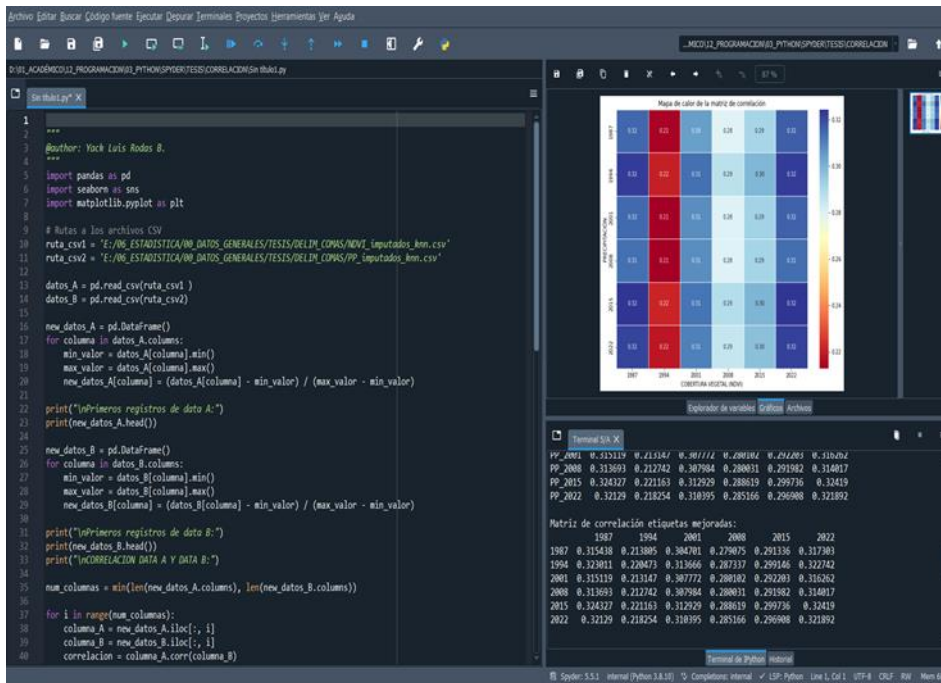


Figura 69. Análisis de correlación en Python.

8.4. Anexo 4

Objetivo 5

Tabla 45. Precipitación total mensual en mm - Estación Tingo María

AÑO	Meses											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1987	612,9	236,3	195,6	361,7	237,8	62,2	124,2	73,2	139,5	308,5	525,1	444,5
1988	539,3	369,4	330,3	232,6	264,0	47,7	79,9	14,0	204,8	178,8	309,7	307,0
1989	319,2	456,2	426,5	524,3	85,6	83,6	146,3	117,9	176,5	232,4	234,8	156,5
1990	628,1	248,7	210,2	215,5	242,4	172,3	257,1	81,7	111,9	372,2	325,5	414,7
1991	512,9	251,3	363,9	322,3	124,4	181,7	59,9	37,8	96,2	292,2	391,0	372,8
1992	306,9	390,4	397,5	428,4	303,0	281,8	71,1	347,6	301,1	461,3	406,9	523,6
1993	465,1	218,2	288,2	268,3	241,0	79,6	202,6	230,9	346,1	235,6	520,0	562,0
1994	672,0	494,7	253,3	299,5	164,6	67,4	164,1	54,3	235,6	302,1	281,2	815,2
1995	373,8	323,7	539,4	166,7	136,3	72,9	153,0	72,6	148,1	390,7	308,4	488,2
1996	508,9	385,9	261,2	438,0	267,7	152,6	45,7	124,1	219,3	267,3	277,3	177,8
1997	396,3	247,1	296,2	218,8	310,3	173,2	152,2	91,2	240,6	207,7	359,2	741,8
1998	332,6	316,2	502,7	450,8	297,9	156,7	59,1	95,2	162,7	220,8	416,6	282,3
1999	568,1	486,4	544,4	217,3	324,4	184,7	196,8	67,6	108,3	73,8	358,0	353,6
2000	412,2	419,8	509,9	177,3	147,6	316,0	190,8	61,6	171,4	171,3	185,9	367,5
2001	442,1	313,3	593,9	175,9	217,7	128,9	186,4	41,6	180,2	202,2	455,3	301,2
2002	304,7	590,1	406,0	308,4	415,5	149,3	190,1	144,9	137,1	262,3	500,1	484,0
2003	239,6	460,8	343,9	306,8	345,2	228,7	100,2	249,7	216,9	272,4	330,9	598,1
2004	301,1	298,9	427,4	176,8	141,8	83,4	236,0	71,1	193,9	293,3	469,3	323,4
2005	245,1	314,8	549,4	117,3	149,0	187,7	55,8	82,9	204,2	259,2	209,0	571,5
2006	284,8	528,9	389,9	274,1	99,7	122,5	70,4	117,4	200,1	391,7	485,8	571,2
2007	526,8	257,2	460,7	298,8	187,3	12,4	169,6	95,2	118,5	267,5	277,3	492,7
2008	428,8	534,6	300,6	196,6	120,3	106,2	224,4	55,2	164,8	335,0	138,8	363,7
2009	481,2	400,2	302,4	282,9	337,2	164,7	164,6	150,0	190,2	134,9	400,6	506,5
2010	301,9	592,2	366,0	262,4	192,2	107,0	127,9	55,2	94,9	180,1	463,2	297,0
2011	458,1	542,9	558,6	379,7	197,6	132,7	111,3	66,2	280,0	171,6	376,9	320,8
2012	376,5	446,5	464,1	356,3	82,0	151,7	52,8	37,5	92,7	384,1	298,6	447,6
2013	438,2	474,5	405,8	426,7	203,8	172,3	101,6	249,3	193,9	495,4	270,5	421,0
2014	350,7	289,3	399,2	206,6	219,8	195,4	50,1	48,2	256,7	500,0	418,1	487,0
2015	511,4	537,6	310,1	304,8	298,2	127,9	208,6	37,6	123,1	152,1	238,1	408,5
2016	517,0	406,6	392,3	159,2	217,2	171,0	111,2	64,5	113,3	162,1	333,2	413,8
2017	385,1	467,7	427,7	205,0	282,2	154,8	25,8	143,5	219,4	319,7	675,4	373,2
2018	388,2	317,5	483,3	226,3	179,9	188,8	62,3	205,0	79,3	483,1	513,2	432,0
2019	602,6	159,9	494,2	212,2	203,6	152,8	227,6	64,7	127,0	311,6	357,0	667,2
2020	527,8	373,9	351,6	294,8	219,7	367,5	262,2	29,20	132,2	129,6	290,9	700,0
2021	303,0	241,2	588,4	266,8	231,3	197,6	175,7	222,3	102,3	339,1	677,2	480,8
2022	356,5	508,6	384,5	281,1	270	105	134,5	164,1	162,7	218,8	231,4	227,1

Fuente: SENAMHI (2023).

Tabla 46. Temperatura máxima en °C - Estación Tingo María

AÑO	Meses											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1987	32,0	32,0	31,2	30,4	30,8	30,0	30,4	30,5	32,0	31,8	31,0	31,4
1988	31,4	31,6	31,0	31,0	31,0	30,0	29,0	31,0	31,4	32,0	31,0	29,6
1989	29,6	30,0	30,0	30,2	29,4	29,4	30,0	30,0	31,0	31,2	31,5	31,6
1990	30,0	31,8	30,2	31,0	30,4	29,6	29,0	30,8	31,4	31,2	30,6	30,0
1991	30,6	30,6	30,0	30,6	30,2	30,0	29,0	30,0	31,2	31,0	31,0	30,6
1992	31,0	31,0	31,0	30,8	31,1	30,0	29,6	30,2	30,0	31,0	30,2	31,0
1993	30,2	30,0	31,0	31,0	30,6	30,2	29,6	31,0	30,6	30,6	30,8	30,0
1994	30,4	31,2	31,0	30,0	31,0	30,0	29,6	31,0	31,0	32,6	31,5	31,4
1995	30,8	31,0	30,4	30,6	30,6	30,6	30,0	32,2	32,2	31,6	31,6	31,0
1996	29,2	30,2	30,8	30,0	30,6	30,1	30,0	30,6	30,9	31,2	31,6	31,5
1997	31,0	31,0	31,6	30,6	30,0	29,7	30,0	31,1	32,4	31,5	31,4	31,4
1998	32,2	32,2	31,5	31,4	30,7	29,9	30,2	31,7	31,8	31,8	31,5	31,1
1999	29,8	30,2	30,5	30,2	29,4	29,2	29,8	30,2	31,6	31,6	31,6	31,3
2000	30,5	30,8	29,4	30,1	29,8	29,5	29,2	31,5	31,2	31,4	31,4	31,6
2001	30,0	29,8	30,4	30,2	30,1	30,6	29,6	30,8	31,4	31,9	31,0	32,0
2002	31,3	31,2	30,7	30,8	30,6	29,7	29,2	30,8	30,9	31,9	31,2	30,7
2003	31,4	30,4	30,8	30,2	30,6	29,9	29,8	30,1	31,4	33,0	32,1	31,0
2004	31,4	30,3	31,5	31,4	30,8	29,2	29,4	30,0	30,8	31,8	30,9	31,4
2005	32,5	31,9	30,4	32,0	30,8	30,0	30,0	31,7	31,8	32,2	31,9	32,0
2006	31,9	31,0	31,2	31,3	30,4	30,1	30,4	32,0	31,7	31,5	31,6	31,0
2007	31,0	31,5	31,6	31,2	31,0	30,6	30,6	31,2	32,7	31,7	31,4	31,5
2008	30,6	29,6	30,4	30,7	30,6	29,6	29,8	31,0	31,0	31,9	32,4	31,8
2009	31,2	30,9	30,6	31,2	30,6	29,9	31,1	31,0	27,6	32,7	32,1	30,2
2010	31,6	31,6	33,0	32,4	31,5	31,4	30,8	32,5	33,0	32,8	33,5	31,0
2011	31,4	30,0	30,0	30,8	31,4	30,7	31,2	31,6	32,0	31,5	33,2	31,8
2012	31,0	29,8	30,8	31,0	31,2	30,4	31,2	31,4	32,9	32,4	33,2	32,0
2013	31,8	30,8	31,2	31,6	31,0	30,4	30,2	30,8	32,4	32,6	31,5	31,6
2014	31,0	30,8	31,0	31,2	31,4	31,2	30,4	31,8	32,4	32,2	32,9	31,2
2015	31,3	30,7	31,2	31,8	31,2	31,0	30,7	31,8	33,3	33,5	32,7	32,7
2016	33,7	31,4	32,0	32,3	31,2	30,6	31,4	31,6	33,2	32,8	33,5	32,6
2017	32,0	32,1	31,4	31,9	32,4	31,0	31,6	31,8	32,6	32,6	32,0	32,4
2018	32,6	31,9	32,1	31,4	31,0	30,0	31,0	31,4	32,4	32,7	32,0	30,6
2019	31,9	31,0	31,4	32,4	31,6	31,4	30,6	31,8	33,4	32,6	33,1	32,0
2020	32,8	32,6	32,8	30,7	31,1	30,7	30,3	31,4	31,2	31,5	31,9	28,8
2021	30,2	30,8	30,2	30,4	30,4	29,9	30,3	30,9	31,7	32,0	30,4	30,8
2022	32,6	31,0	31,6	31,4	31,2	30,6	31,1	31,2	33,1	33,4	34,2	31,6

Fuente: SENAMHI (2023).

Tabla 47. Temperatura mínima en °C - Estación Tingo María

AÑO	Meses											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1987	20,0	18,6	17,2	19,2	19,0	19,0	18,4	18,6	19,6	19,6	19,4	20,6
1988	20,0	19,8	18,4	20,0	20,0	17,8	15,8	18,6	16,6	19,2	19,6	18,4
1989	18,4	18,6	19,2	19,8	18,0	18,4	16,0	18,4	18,0	19,2	20,0	20,0
1990	19,4	20,0	18,6	20,0	18,6	18,6	17,0	17,6	18,0	19,4	19,8	19,2
1991	20,0	18,0	18,6	19,8	20,0	19,0	16,0	15,0	15,4	19,0	20,2	19,8
1992	19,6	18,6	19,6	19,0	18,8	19,0	16,8	17,6	19,0	18,6	18,0	19,2
1993	18,3	19,0	19,0	19,4	19,6	17,6	17,0	16,2	17,0	19,0	19,6	20,0
1994	20,0	19,2	17,4	19,2	18,0	17,0	15,6	15,0	16,4	18,4	19,0	19,0
1995	19,0	19,4	19,4	19,4	17,8	19,0	18,2	18,8	18,0	19,0	19,8	19,6
1996	19,4	19,8	19,7	19,1	17,4	16,6	16,6	17,6	17,9	20,2	19,8	19,4
1997	19,2	19,4	20,0	19,6	18,3	18,2	16,9	17,6	19,2	19,0	20,2	20,2
1998	19,8	20,2	20,8	20,4	18,5	18,0	17,6	18,3	17,5	19,3	20,1	17,8
1999	19,8	19,6	19,1	18,6	19,6	19,1	16,8	17,8	19,2	18,9	19,4	19,5
2000	19,1	19,0	18,7	19,5	18,7	18,9	16,3	17,6	18,9	19,0	20,0	19,8
2001	18,9	18,4	19,0	18,6	18,4	17,4	18,6	15,4	17,5	20,6	19,9	20,2
2002	19,2	20,2	19,5	20,1	19,6	17,9	17,9	16,6	18,1	19,9	20,0	20,4
2003	20,3	20,5	19,4	19,3	19,1	18,1	17,8	18,6	17,4	19,7	20,4	20,2
2004	20,0	19,2	20,7	20,2	18,3	18,0	19,1	16,2	17,2	20,2	20,1	20,2
2005	18,6	20,5	20,3	20,0	20,0	18,9	16,4	18,4	18,8	18,4	19,9	19,6
2006	20,0	20,0	19,4	19,0	18,5	18,4	17,3	18,6	19,2	20,2	19,4	20,2
2007	20,2	19,4	20,1	18,4	18,9	19,2	16,6	18,1	17,2	19,1	20,4	19,7
2008	19,9	18,4	19,5	19,0	18,8	18,4	17,7	19,4	19,0	18,8	20,1	20,3
2009	19,9	19,6	20,0	19,0	18,4	17,8	18,7	18,5	19,6	20,1	20,1	20,0
2010	19,6	20,2	20,4	20,2	20,0	19,3	17,9	18,0	16,6	19,8	19,3	19,0
2011	19,4	18,6	19,4	17,0	19,8	18,4	18,0	18,0	18,2	20,0	20,2	19,8
2012	20,2	18,4	19,2	20,2	19,8	18,8	16,2	17,8	16,4	19,8	20,6	20,2
2013	20,2	19,6	20,0	19,0	19,7	19,3	17,0	18,1	19,2	20,2	19,4	19,6
2014	18,1	20,4	20,2	19,6	20,3	19,1	18,2	16,9	19,0	19,0	19,9	20,6
2015	20,4	19,9	20,1	19,9	18,6	18,9	19,2	18,3	18,2	18,8	20,6	20,4
2016	21,2	19,8	20,2	18,9	20,1	18,8	18,3	17,8	18,9	17,2	20,8	19,8
2017	18,8	20,4	20,2	20,0	20,2	19,8	18,4	18,6	19,8	19,6	20,0	20,4
2018	20,2	20,2	20,2	19,6	20,4	18,2	18,4	18,0	19,0	20,6	19,8	20,4
2019	20,1	20,4	20,6	19,8	18,8	19,0	18,8	17,7	19,2	19,4	19,8	20,2
2020	20,4	20,6	19,4	21,6	21,1	20,6	20,5	20,2	20,2	20,5	21,2	21,1
2021	20,8	21,1	20,6	20,9	20,4	20,2	19,5	19,5	20,2	20,9	21,1	21,2
2022	19,4	19,6	18,6	20,4	19,0	15,0	19,2	17,3	19,0	20,6	18,0	19,6

Fuente: SENAMHI (2023).

Tabla 48. Temperatura promedio en °C - Estación Tingo María

AÑO	Meses											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1987	26,0	25,3	24,2	24,8	24,9	24,5	24,4	24,6	25,8	25,7	25,2	26,0
1988	25,7	25,7	24,7	25,5	25,5	23,9	22,4	24,8	24,0	25,6	25,3	24,0
1989	24,0	24,3	24,6	25,0	23,7	23,9	23,0	24,2	24,5	25,2	25,8	25,8
1990	24,7	25,9	24,4	25,5	24,5	24,1	23,0	24,2	24,7	25,3	25,2	24,6
1991	25,3	24,3	24,3	25,2	25,1	24,5	22,5	22,5	23,3	25,0	25,6	25,2
1992	25,3	24,8	25,3	24,9	25,0	24,5	23,2	23,9	24,5	24,8	24,1	25,1
1993	24,3	24,5	25,0	25,2	25,1	23,9	23,3	23,6	23,8	24,8	25,2	25,0
1994	25,2	25,2	24,2	24,6	24,5	23,5	22,6	23,0	23,7	25,5	25,3	25,2
1995	24,9	25,2	24,9	25,0	24,2	24,8	24,1	25,5	25,1	25,3	25,7	25,3
1996	24,3	25,0	25,3	24,6	24,0	23,4	23,3	24,1	24,4	25,7	25,7	25,5
1997	25,1	25,2	25,8	25,1	24,2	24,0	23,5	24,4	25,8	25,3	25,8	25,8
1998	26,0	26,2	26,2	25,9	24,6	24,0	23,9	25,0	24,7	25,6	25,8	24,5
1999	24,8	24,9	24,8	24,4	24,5	24,2	23,3	24,0	25,4	25,3	25,5	25,4
2000	24,8	24,9	24,1	24,8	24,3	24,2	22,8	24,6	25,1	25,2	25,7	25,7
2001	24,5	24,1	24,7	24,4	24,3	24,0	24,1	23,1	24,5	26,3	25,5	26,1
2002	25,3	25,7	25,1	25,5	25,1	23,8	23,6	23,7	24,5	25,9	25,6	25,6
2003	25,9	25,5	25,1	24,8	24,9	24,0	23,8	24,4	24,4	26,4	26,3	25,6
2004	25,7	24,8	26,1	25,8	24,6	23,6	24,3	23,1	24,0	26,0	25,5	25,8
2005	25,6	26,2	25,4	26,0	25,4	24,5	23,2	25,1	25,3	25,3	25,9	25,8
2006	26,0	25,5	25,3	25,2	24,5	24,3	23,9	25,3	25,5	25,9	25,5	25,6
2007	25,6	25,5	25,9	24,8	25,0	24,9	23,6	24,7	25,0	25,4	25,9	25,6
2008	25,3	24,0	25,0	24,9	24,7	24,0	23,8	25,2	25,0	25,4	26,3	26,1
2009	25,6	25,3	25,3	25,1	24,5	23,9	24,9	24,8	23,6	26,4	26,1	25,1
2010	25,6	25,9	26,7	26,3	25,8	25,4	24,4	25,3	24,8	26,3	26,4	25,0
2011	25,4	24,3	24,7	23,9	25,6	24,6	24,6	24,8	25,1	25,8	26,7	25,8
2012	25,6	24,1	25,0	25,6	25,5	24,6	23,7	24,6	24,7	26,1	26,9	26,1
2013	26,0	25,2	25,6	25,3	25,4	24,9	23,6	24,5	25,8	26,4	25,5	25,6
2014	24,6	25,6	25,6	25,4	25,9	25,2	24,3	24,4	25,7	25,6	26,4	25,9
2015	25,9	25,3	25,7	25,9	24,9	25,0	25,0	25,1	25,8	26,2	26,7	26,6
2016	27,5	25,6	26,1	25,6	25,7	24,7	24,9	24,7	26,1	25,0	27,2	26,2
2017	25,4	26,3	25,8	26,0	26,3	25,4	25,0	25,2	26,2	26,1	26,0	26,4
2018	26,4	26,1	26,2	25,5	25,7	24,1	24,7	24,7	25,7	26,7	25,9	25,5
2019	26,0	25,7	26,0	26,1	25,2	25,2	24,7	24,8	26,3	26,0	26,5	26,1
2020	26,6	26,6	26,1	26,1	26,1	25,7	25,4	25,8	25,7	26,0	26,5	24,9
2021	25,5	25,9	25,4	25,6	25,4	25,1	24,9	25,2	25,9	26,4	25,8	26,0
2022	26,0	25,3	25,1	25,9	25,1	22,8	25,2	24,3	26,1	27,0	26,1	25,6

Fuente: SENAMHI (2023).

Tabla 49. Precipitación en mm proyectada al año 2050

Año	Meses											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2023	408,4	277,4	387,0	269,2	173,4	210,3	179,2	100,9	135,6	194,3	350,7	437,5
2024	534,8	458,7	365,8	260,5	240,5	195,2	91,6	143,6	160,8	213,5	284,3	463,0
2025	506,9	382,6	469,4	200,1	243,4	172,6	161,6	106,8	137,3	200,9	358,8	465,7
2026	414,8	384,1	482,2	237,9	251,6	140,0	168,2	143,4	199,5	263,9	362,6	475,9
2027	465,2	434,6	428,9	254,7	228,9	134,8	128,0	160,2	122,7	249,9	457,9	372,8
2028	514,3	394,5	429,3	233,1	239,3	161,9	83,2	180,8	157,3	259,4	315,1	509,6
2029	486,6	452,7	480,6	211,3	256,7	140,0	139,8	108,7	116,2	179,9	330,9	396,0
2030	445,4	383,1	490,1	224,6	218,7	172,6	144,8	115,1	166,4	241,7	360,9	388,8
2031	510,8	281,7	463,4	227,4	244,8	144,9	141,0	206,8	136,3	181,0	354,2	443,7
2032	442,2	350,9	496,4	233,9	241,3	139,0	132,8	137,5	112,2	244,0	366,4	442,7
2033	418,9	389,7	365,1	308,2	209,0	152,7	152,7	146,5	138,8	249,9	333,6	442,9
2034	407,5	379,2	470,4	223,6	231,0	128,6	183,3	86,7	109,7	200,2	309,6	467,7
2035	414,3	408,3	424,2	233,0	238,2	164,2	130,3	162,2	119,6	219,1	504,6	436,3
2036	388,7	456,3	435,7	334,1	205,7	147,5	166,9	183,3	130,3	296,5	393,3	446,1
2037	431,2	434,7	472,0	229,7	232,3	152,4	137,9	143,1	116,4	249,9	386,6	490,7
2038	447,7	293,3	375,5	265,7	225,7	145,8	134,0	186,9	125,6	277,6	288,4	473,9
2039	411,0	398,9	487,2	255,8	231,0	139,5	164,7	156,5	153,0	200,5	272,6	472,8
2040	411,9	483,4	476,6	226,6	235,7	172,9	153,9	133,5	111,2	247,6	386,6	468,2
2041	413,4	401,6	491,2	231,2	239,3	144,0	122,1	141,0	132,6	242,4	416,5	445,1
2042	411,4	427,8	491,4	227,5	235,9	170,1	144,1	120,0	141,0	198,0	322,3	437,6
2043	414,3	381,5	502,2	206,6	245,2	152,8	162,9	184,3	105,2	189,4	326,3	471,3
2044	411,9	396,4	464,2	234,4	237,1	168,1	155,8	161,0	147,0	189,3	399,8	531,5
2045	405,2	431,0	460,3	219,0	248,1	169,8	115,4	117,4	137,2	179,9	399,8	479,3
2046	411,2	383,2	472,9	236,0	259,2	142,7	156,9	176,9	114,8	189,3	352,2	471,0
2047	437,9	395,2	473,2	224,4	240,7	131,3	147,4	176,9	123,8	194,8	320,2	508,4
2048	414,3	425,5	475,2	240,6	239,2	146,3	174,6	187,8	123,9	181,0	333,6	461,3
2049	413,7	276,4	473,4	236,6	245,1	143,1	167,4	110,2	122,9	266,8	302,9	469,3
2050	412,0	392,7	473,0	231,2	259,2	140,0	162,6	171,2	116,5	189,4	358,8	471,6

Elaboración propia.

Tabla 50. Temperatura máxima en °C proyectada al año 2050

Año	Meses											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2023	31,8	30,9	31,2	31,2	31,2	30,0	30,2	31,5	32,2	32,7	31,2	31,4
2024	30,8	31,0	30,8	30,6	30,7	30,4	30,3	31,5	32,3	32,7	32,0	30,9
2025	30,6	31,1	30,7	31,6	30,8	30,1	30,4	31,4	32,1	32,7	32,8	31,1
2026	31,6	31,3	30,7	31,3	31,3	30,3	30,5	31,2	31,7	32,1	31,9	31,2
2027	32,0	30,7	31,4	31,5	31,2	30,3	30,5	30,7	32,4	32,8	32,2	31,4
2028	30,5	31,1	31,4	31,5	31,6	29,9	30,5	31,1	32,4	32,4	32,7	30,6
2029	31,0	31,1	30,9	31,7	30,2	30,3	30,3	31,3	32,5	32,7	31,9	31,6
2030	31,7	31,5	30,9	31,2	30,7	30,2	30,5	31,3	32,2	31,9	32,2	31,4
2031	30,8	31,2	30,8	31,4	31,5	30,4	30,5	30,9	31,9	32,7	32,6	31,3
2032	31,5	30,4	30,8	31,3	31,6	30,4	30,6	31,4	32,3	32,6	32,0	31,6
2033	31,6	31,1	30,8	31,5	31,0	29,9	30,0	31,1	31,9	32,8	32,8	31,4
2034	31,7	31,9	30,9	31,4	31,7	30,3	30,3	31,2	32,3	32,7	32,7	31,0
2035	31,6	31,4	31,4	31,3	31,6	29,9	30,5	31,2	32,3	32,5	31,8	31,5
2036	31,0	31,0	30,9	31,0	30,4	30,2	30,5	31,0	32,2	32,4	32,8	31,8
2037	31,7	31,1	31,0	31,5	31,1	30,3	30,5	31,3	32,3	32,8	32,7	31,2
2038	31,7	31,0	30,6	31,5	30,5	30,4	30,6	31,1	32,5	32,6	31,9	31,1
2039	31,7	31,2	30,7	31,0	31,7	30,8	30,2	31,3	32,1	32,7	32,2	31,0
2040	31,7	31,2	30,8	31,5	31,8	30,1	30,5	31,3	32,5	32,5	32,7	31,0
2041	31,6	31,6	30,8	31,4	31,6	30,4	30,3	31,3	32,1	32,2	32,5	31,3
2042	31,7	31,1	30,8	31,5	31,0	30,2	30,5	31,4	31,8	32,7	33,3	31,4
2043	31,6	31,4	30,7	31,7	31,6	30,4	30,4	31,0	32,5	32,7	33,2	31,1
2044	31,7	31,4	31,0	31,3	31,0	30,2	30,4	31,0	32,0	32,7	32,7	30,2
2045	31,8	31,2	30,8	31,6	30,8	30,3	30,4	31,3	32,3	32,7	32,7	31,4
2046	31,7	31,7	31,1	31,4	31,3	30,2	30,4	31,1	32,3	32,6	33,0	31,1
2047	31,7	31,4	31,1	31,5	30,9	30,3	30,5	31,2	32,1	32,6	32,6	30,9
2048	31,7	31,3	30,9	31,4	31,5	30,4	30,4	31,0	32,1	32,7	32,8	31,2
2049	31,6	31,0	30,7	31,4	31,0	30,4	30,5	31,4	32,3	32,5	32,8	31,0
2050	31,7	31,4	31,1	31,4	31,3	30,3	30,4	31,2	32,3	32,7	32,8	31,1

Elaboración propia.

Tabla 51. Temperatura mínima en °C proyectada al año 2050

Año	Meses											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2023	19,9	20,0	19,8	20,1	19,6	19,2	17,9	18,3	19,2	18,8	20,0	19,7
2024	19,8	19,9	19,8	18,9	19,1	19,1	17,1	18,1	19,4	19,1	20,0	19,9
2025	19,9	20,0	19,8	19,8	19,5	18,8	18,4	18,2	19,2	18,4	19,6	20,5
2026	19,5	20,1	19,8	20,1	19,7	18,9	18,8	18,9	18,9	19,8	20,3	20,1
2027	20,2	19,6	19,5	20,0	19,8	19,0	18,2	18,1	17,4	18,7	20,2	19,7
2028	19,9	20,1	20,2	19,7	19,8	18,7	17,0	17,9	19,0	19,4	19,4	20,2
2029	20,1	19,7	19,7	20,0	19,1	18,9	17,9	18,2	18,0	18,9	20,3	19,8
2030	19,8	20,1	20,1	19,6	19,7	18,9	18,5	18,4	19,0	19,3	20,3	19,8
2031	20,0	19,8	19,9	19,9	19,8	19,0	18,2	17,6	19,5	18,9	19,4	20,2
2032	20,0	19,5	20,1	20,0	20,0	18,1	18,1	18,1	18,2	18,7	20,2	20,1
2033	20,0	19,7	19,7	19,7	19,4	18,5	17,5	17,3	19,5	18,7	19,8	20,2
2034	19,9	20,3	20,2	20,2	20,1	16,7	18,1	18,1	18,7	19,0	19,3	20,5
2035	19,5	20,2	20,2	20,0	19,9	18,6	17,9	18,2	18,4	19,9	20,1	20,1
2036	20,3	19,7	19,8	19,7	18,9	18,2	18,7	17,6	19,2	20,2	19,7	20,1
2037	19,9	19,7	20,1	19,9	19,8	19,3	18,2	18,3	18,8	18,7	19,8	20,0
2038	19,8	19,7	19,8	20,1	19,1	17,8	18,1	17,8	18,4	18,5	19,8	20,6
2039	19,8	20,1	19,7	19,6	20,1	18,8	17,8	18,4	19,0	18,5	19,7	20,6
2040	19,9	19,8	19,7	19,9	20,1	19,0	18,6	18,5	18,4	20,0	19,8	20,5
2041	19,5	20,3	20,1	20,1	20,0	19,0	17,5	18,2	19,2	20,1	20,0	20,2
2042	19,6	19,7	19,9	19,8	19,7	19,1	18,3	18,2	19,1	19,0	19,2	20,2
2043	19,5	20,2	19,8	20,0	19,9	18,6	18,7	18,9	18,4	19,0	19,2	20,5
2044	19,9	20,2	20,0	20,0	19,7	19,1	18,5	18,5	19,5	19,0	19,9	20,4
2045	19,4	19,9	19,7	19,7	19,4	18,7	17,7	18,3	18,5	18,9	19,9	20,4
2046	19,6	20,2	20,3	20,1	19,9	18,9	18,6	18,9	19,0	19,0	19,9	20,5
2047	19,8	20,2	20,3	19,9	19,7	19,0	18,6	18,7	18,8	19,0	19,4	20,3
2048	19,4	19,9	20,2	20,1	20,1	18,7	18,8	18,4	18,8	18,9	19,8	20,2
2049	19,5	20,1	19,6	20,1	19,8	18,9	18,9	18,2	18,8	19,7	19,4	20,5
2050	19,9	20,2	20,3	20,1	19,9	18,9	18,6	18,7	18,8	19,0	19,6	20,5

Elaboración propia.

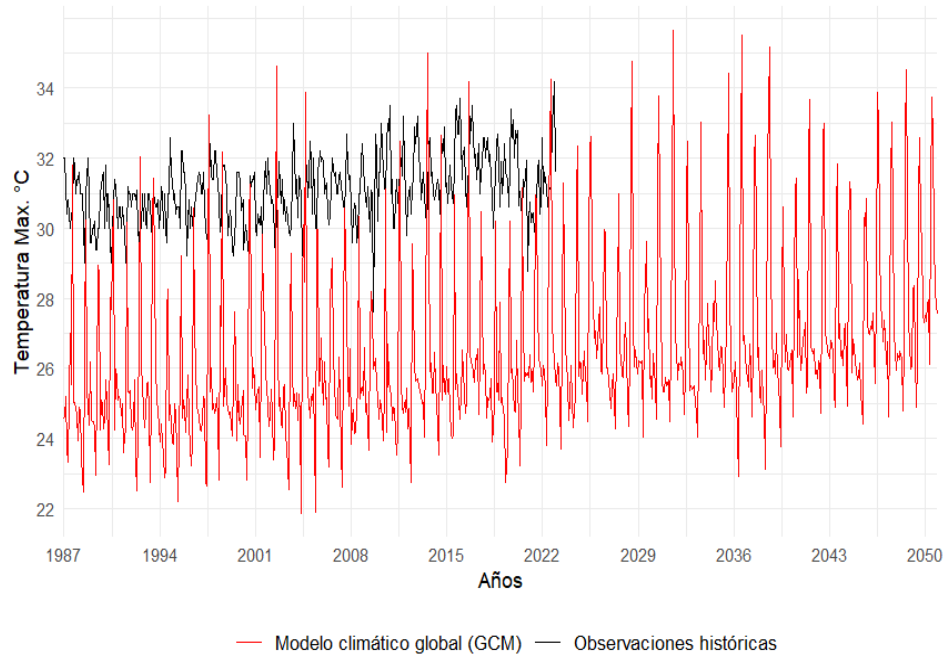


Figura 70. Temperatura máxima Est. Tingo María vs GCM-CMIP5.

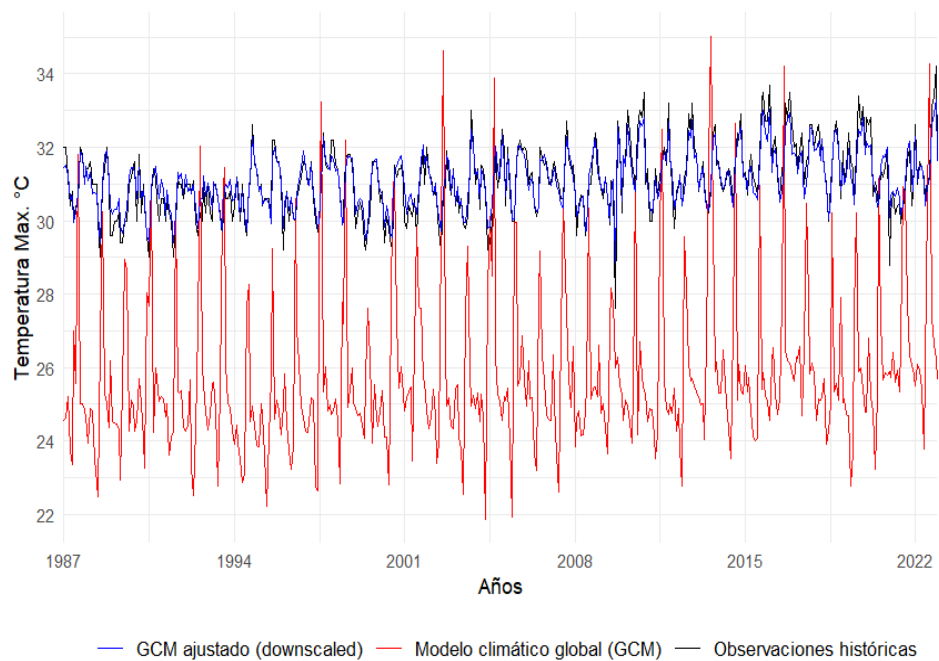


Figura 71. Temperatura máxima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.

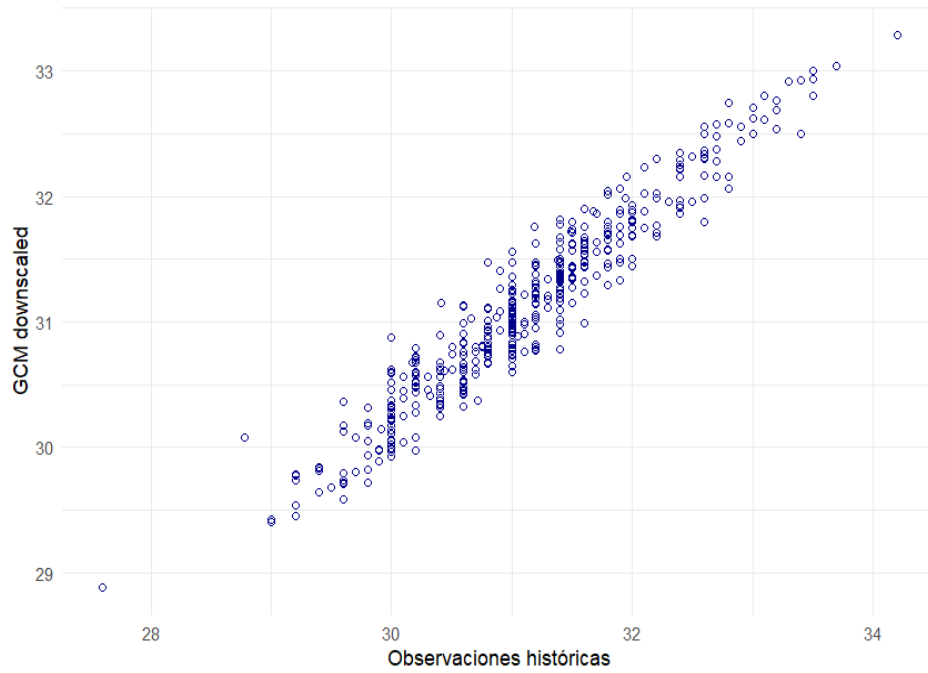


Figura 72. Dispersión temperatura máxima Est. Tingo María vs GCM ajustado.

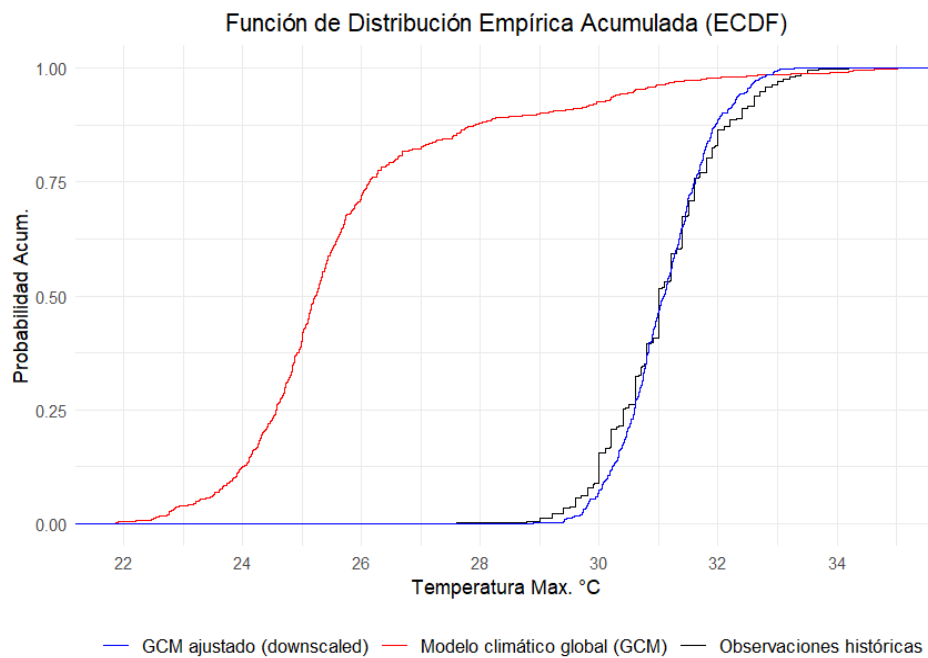


Figura 73. ECDF temperatura máxima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.

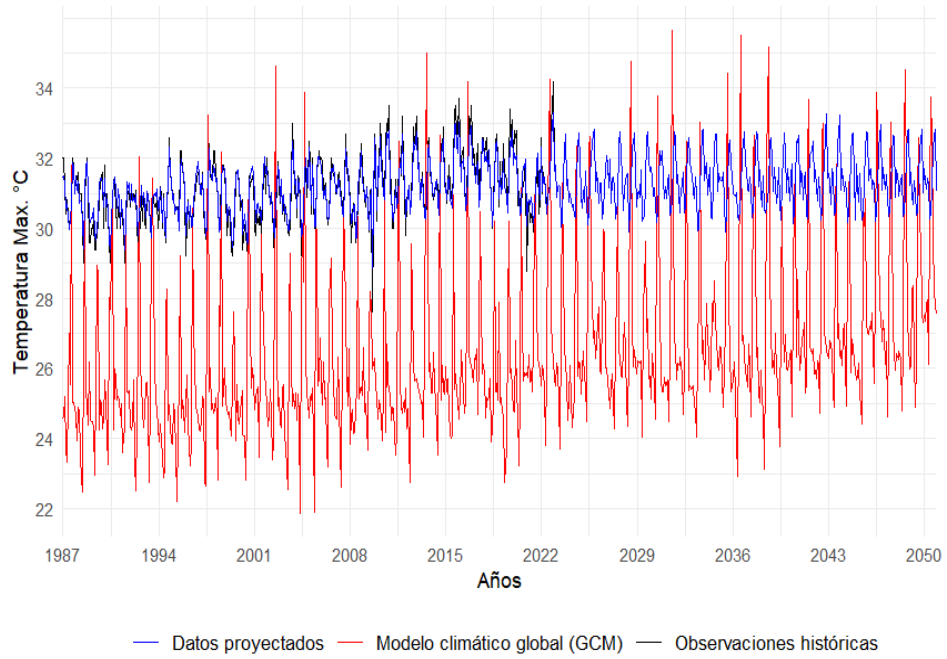


Figura 74. Temperatura máxima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado al 2050.

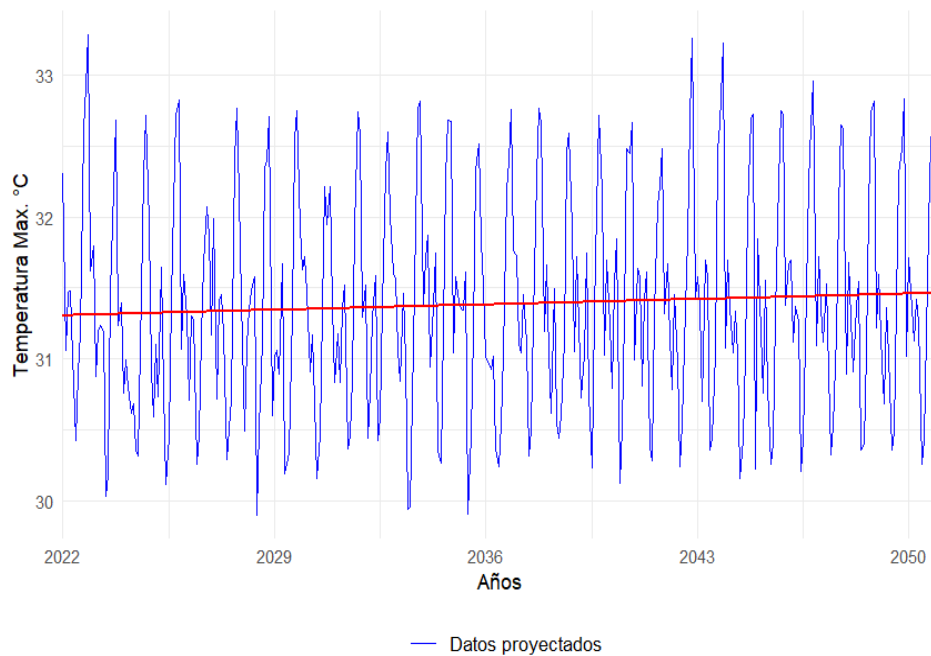


Figura 75. Temperatura máxima al 2050.

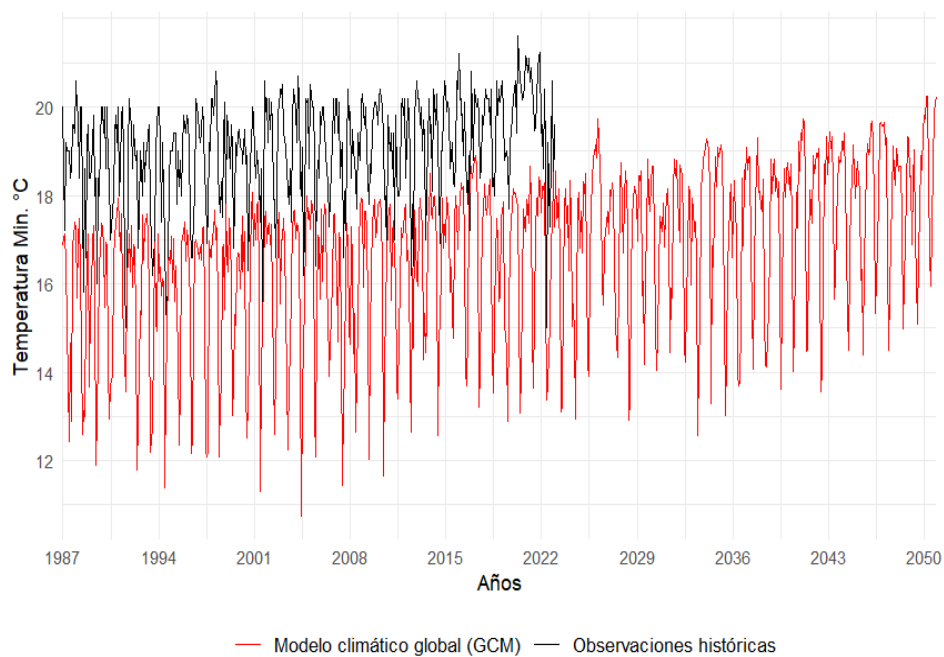


Figura 76. Temperatura mínima Est. Tingo María vs GCM-CMIP5.

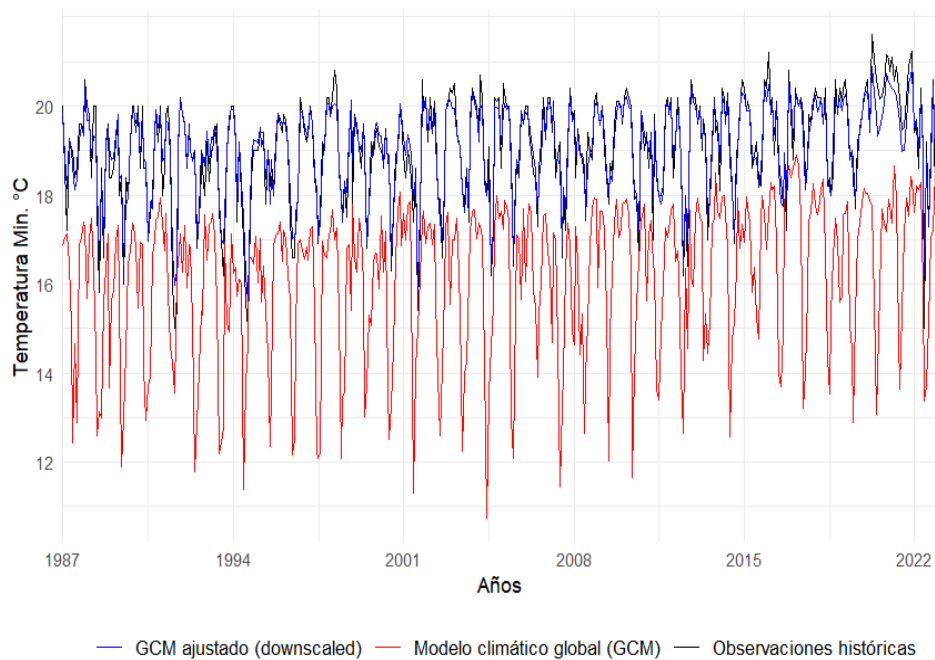


Figura 77. Temperatura mínima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.

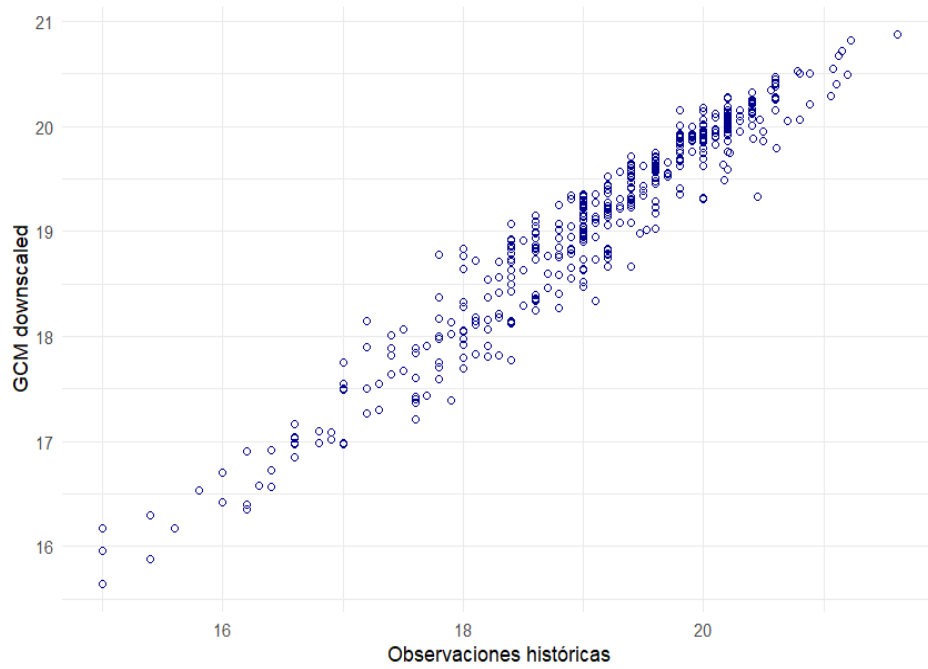


Figura 78. Dispersión temperatura mínima Est. Tingo María vs GCM ajustado.

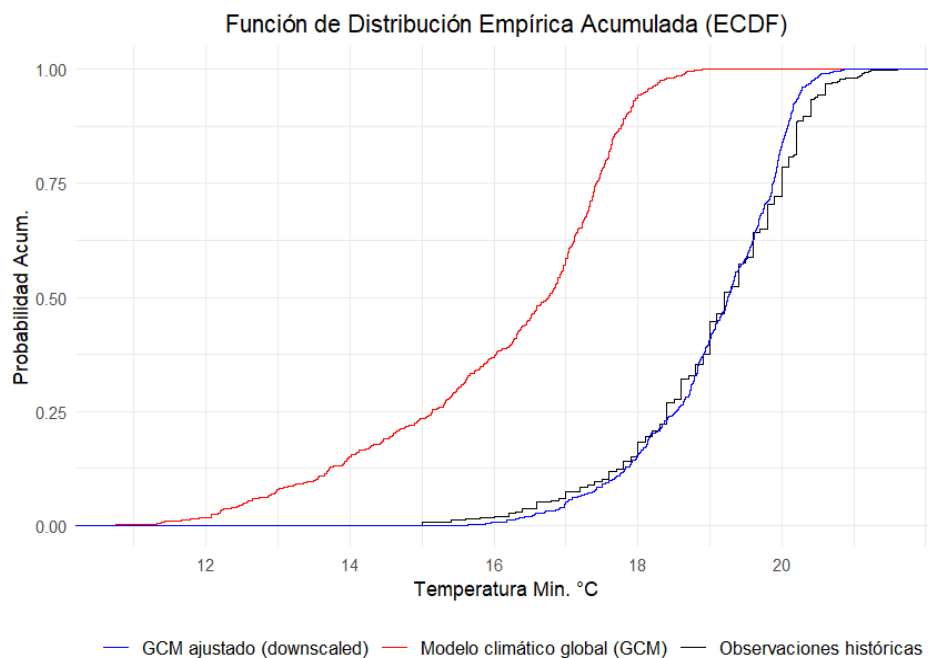


Figura 79. ECDF temperatura mínima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.

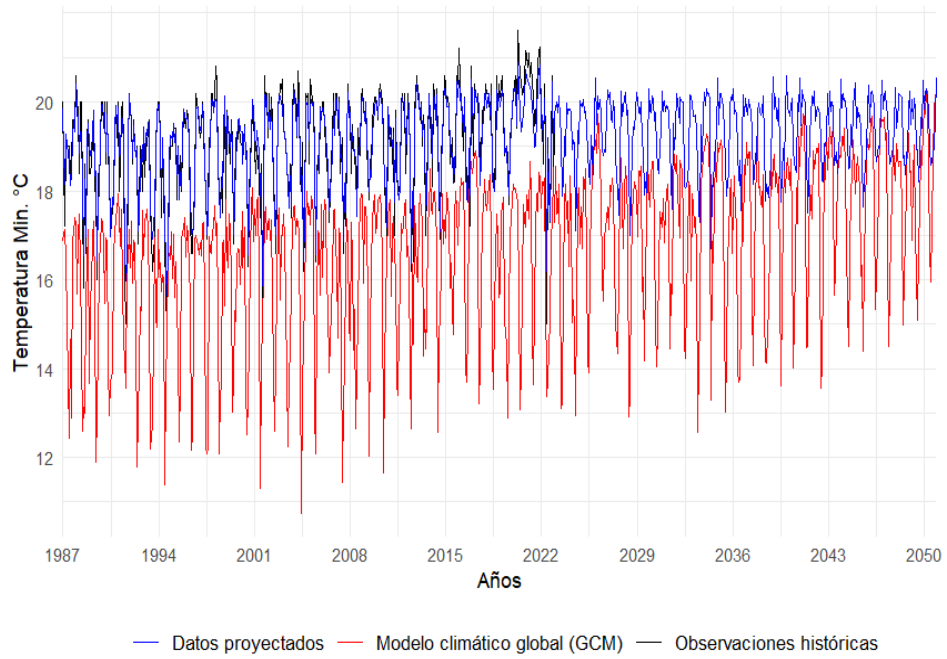


Figura 80. Temperatura mínima Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado al 2050.

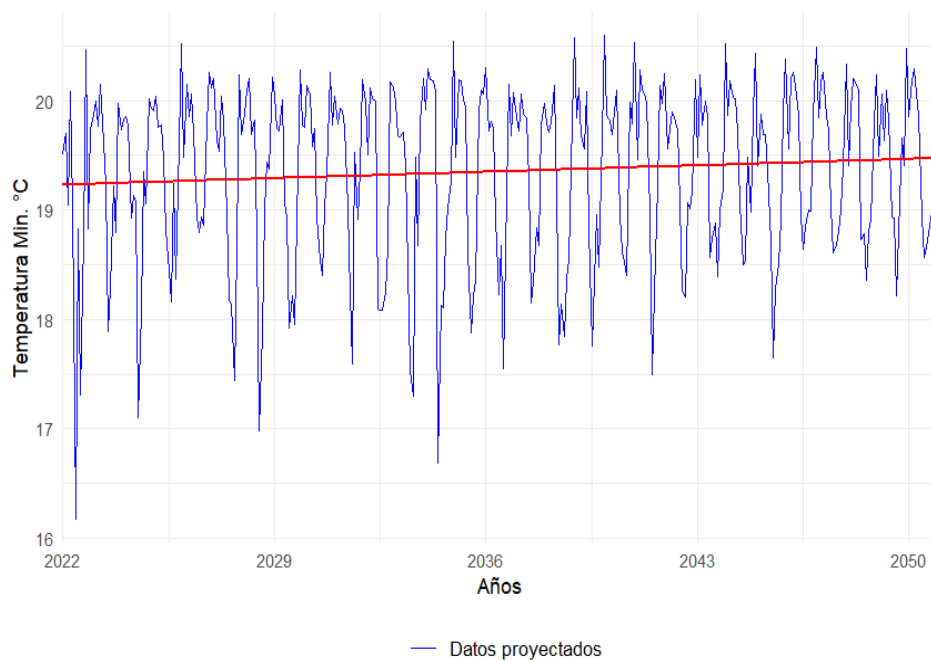


Figura 81. Temperatura mínima al 2050.

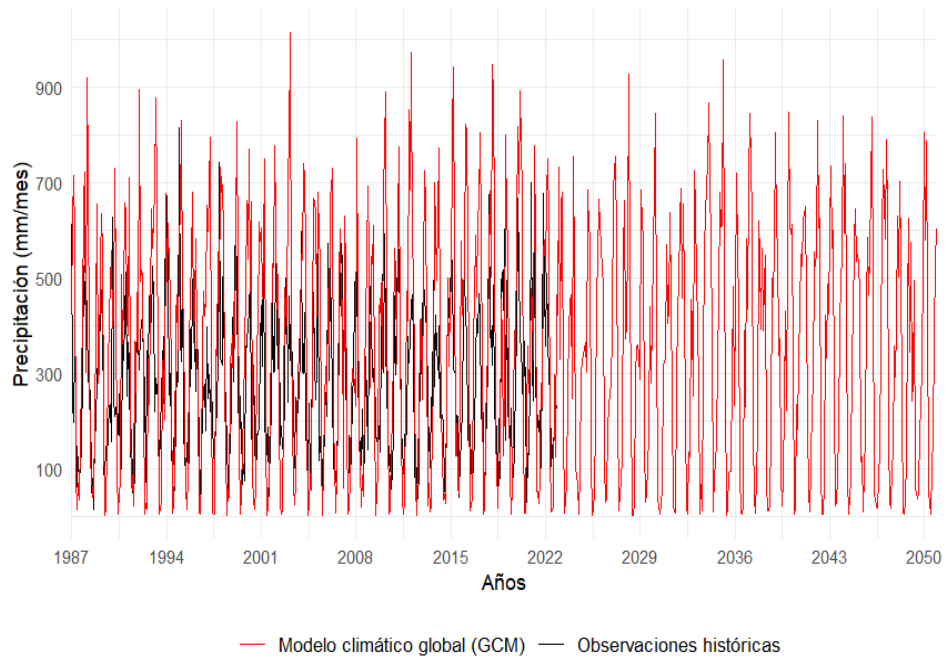


Figura 82. Precipitación Est. Tingo María vs GCM-CMIP5.

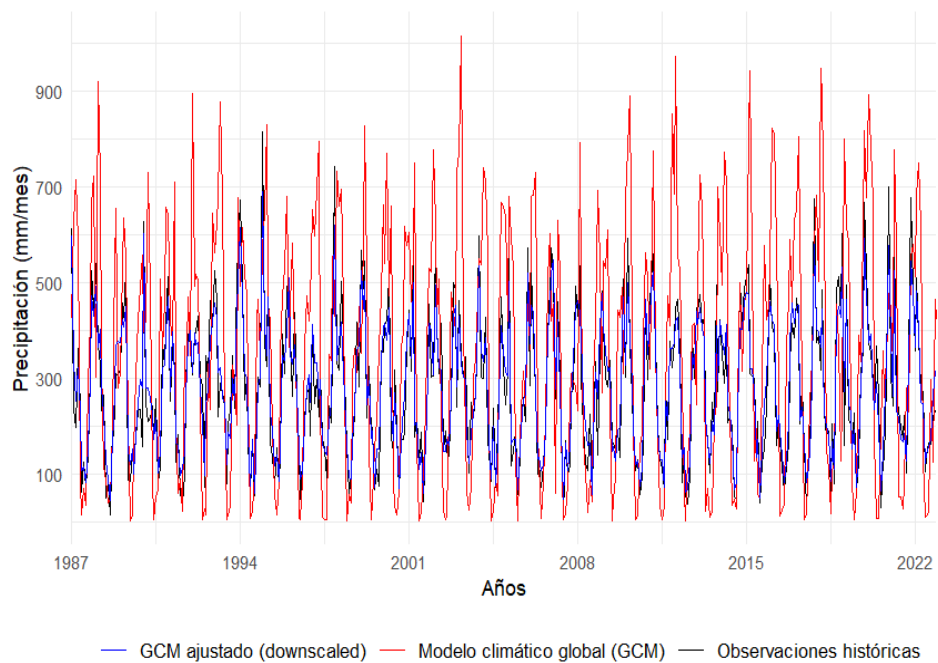


Figura 83. Precipitación Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.

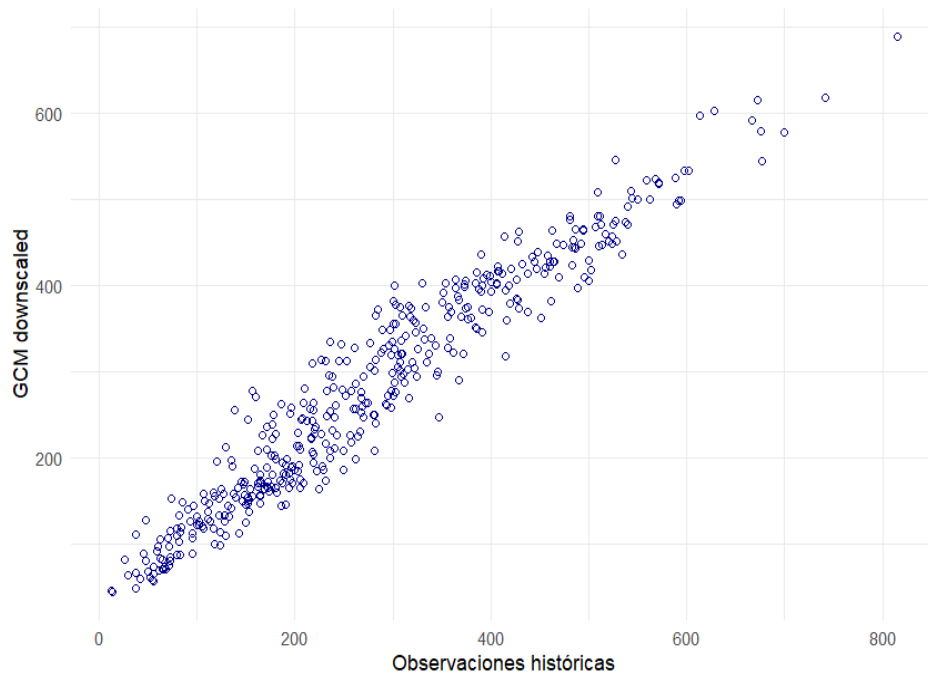


Figura 84. Dispersión precipitación Est. Tingo María vs GCM ajustado.

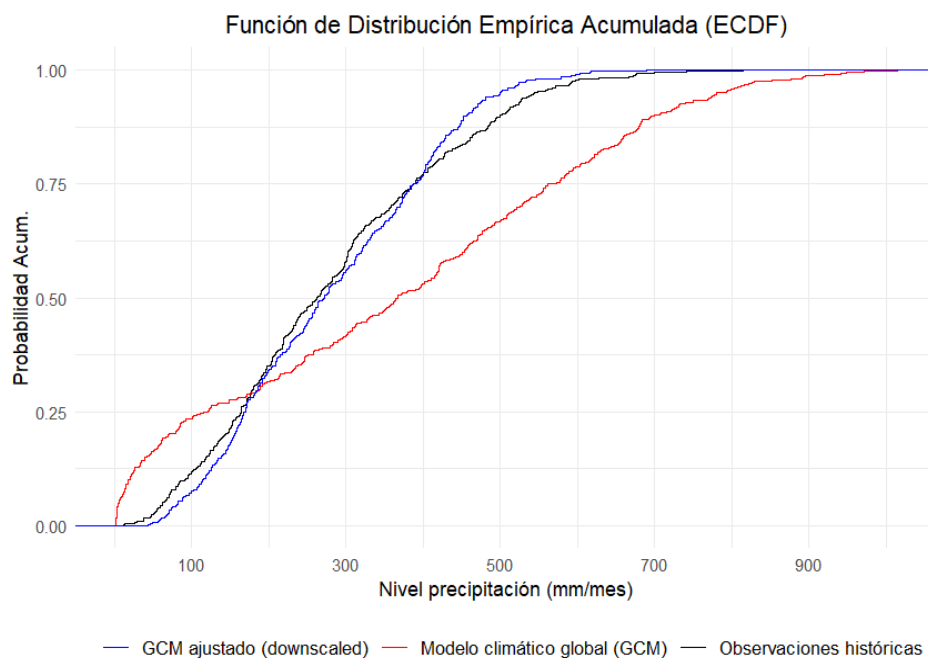


Figura 85. ECDF precipitación Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado.

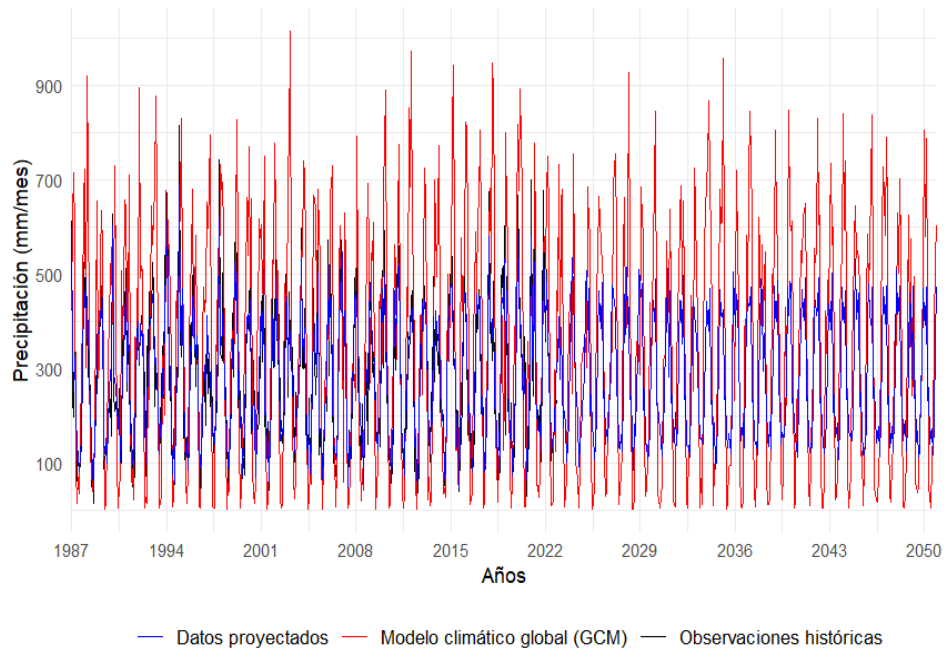


Figura 86. Precipitación Est. Tingo María vs CMIP5 vs GCM ajustado al 2050.

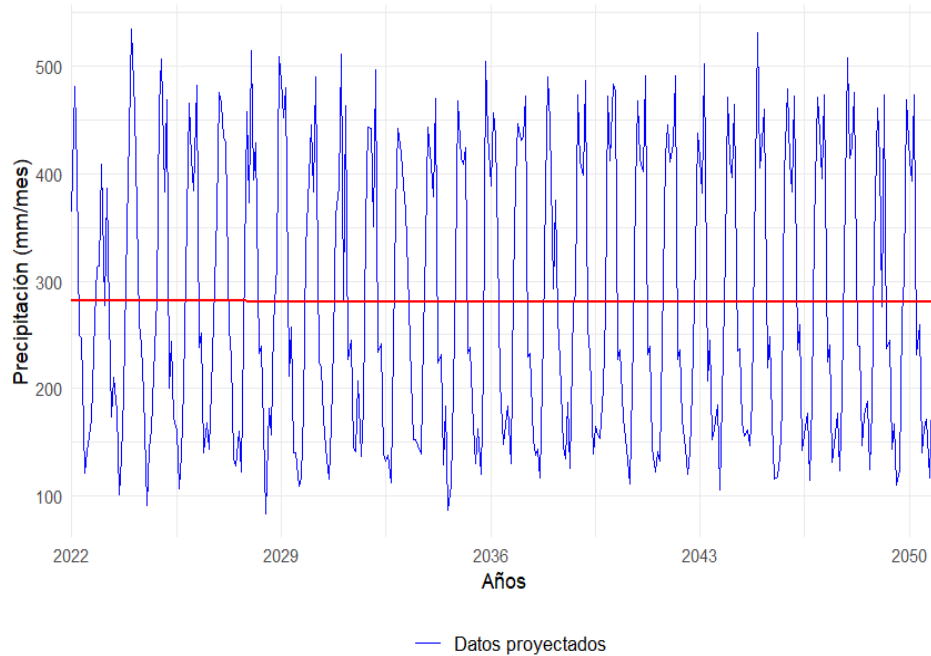


Figura 87. Precipitación al 2050.

The screenshot shows a Python IDE with the following code in the editor:

```

1 # -*- coding: utf-8 -*-
2 """
3 Created on Mon Feb 12 16:20:06 2024
4
5 @author: Yack Luis Rodas B.
6 """
7
8 import numpy as np
9 import pandas as pd
10 from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
11 from sklearn.model_selection import GridSearchCV
12
13 # Cargar datos históricos locales y datos globales de CHUPS
14 datos_locales = pd.read_csv('E:/00_ESTADISTICA/00_DATOS_GENERALES/TESTIS/DELIM_COWAS/OBS_5/TINGO_MARIA_1987_2
15 datos_globales = pd.read_csv('E:/00_ESTADISTICA/00_DATOS_GENERALES/TESTIS/DELIM_COWAS/OBS_5/CHUPS_1987_2100.c
16
17 datos_locales['fecha'] = pd.to_datetime(datos_locales['fecha'])
18 datos_globales['fecha'] = pd.to_datetime(datos_globales['fecha'])
19
20
21 datos_globales_entrenamiento = datos_globales[datos_globales['fecha'].dt.year <= 2022]
22 datos_globales_ajuste = datos_globales.copy()
23
24 for columna in datos_globales_ajuste.columns[1:]:
25     nuevo_nombre = columna + "_global"
26     datos_globales_ajuste.rename(columns={columna: nuevo_nombre}, inplace=True)
27
28 datos_combinados_entrenamiento = pd.merge(datos_locales, datos_globales_entrenamiento, on='fecha', suffixes=
29
30 estaciones = {
31     'Invierno': [12, 1, 2],
32     'Primavera': [3, 4, 5],
33     'Verano': [6, 7, 8],
34     'Otoño': [9, 10, 11]
35 }
36
37 # Entrenamiento por estación del año con búsqueda de hiperparámetros
38 modelos_por_estacion = {}
39 puntajes_validacion_cruzada = []

```

The Variable Explorer on the right shows the following variables:

Nombre	Tipo	Tamaño	Valor
columna	str	13	precipita
datos_combinados_entrenamiento	DataFrame	(432, 7)	Column na
datos_globales	DataFrame	(1368, 4)	Column na
datos_globales_ajuste	DataFrame	(1368, 7)	Column na
datos_globales_entrenamiento	DataFrame	(432, 4)	Column na
datos_locales	DataFrame	(432, 4)	Column na
datos_mes	DataFrame	(36, 7)	Column na

Figura 88. Proyección de datos meteorológicos con Python.

8.5. Anexo 5

Trabajo de campo



Figura 89. Trabajo de campo – área de entrenamiento sector 1 – C. P. de Chaupiyacu, Monzón.



Figura 90. Preparación del plan de vuelo (drone) - sector 1 - área de entrenamiento.



Figura 91. Configuración de GPS para registrar coordenadas del área de entrenamiento.



Figura 92. Registro de coordenadas sector 1 – área de entrenamiento.



Figura 93. Sector 2 del área de entrenamiento.



Figura 94. Registro de coordenadas sector 2 – área de entrenamiento.



Figura 95. Toma aérea sector 1- área de entrenamiento.

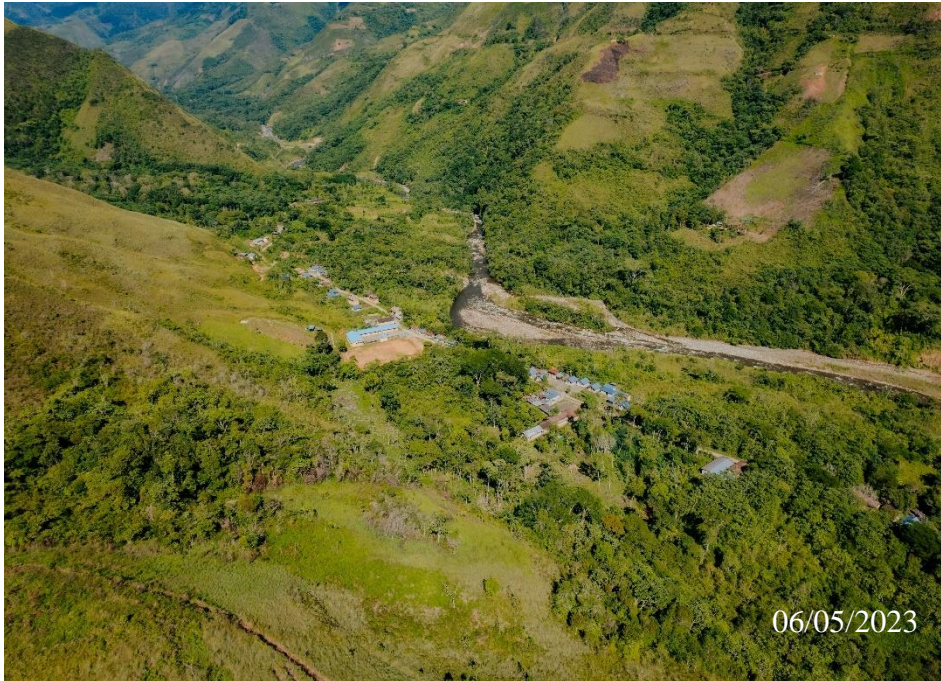
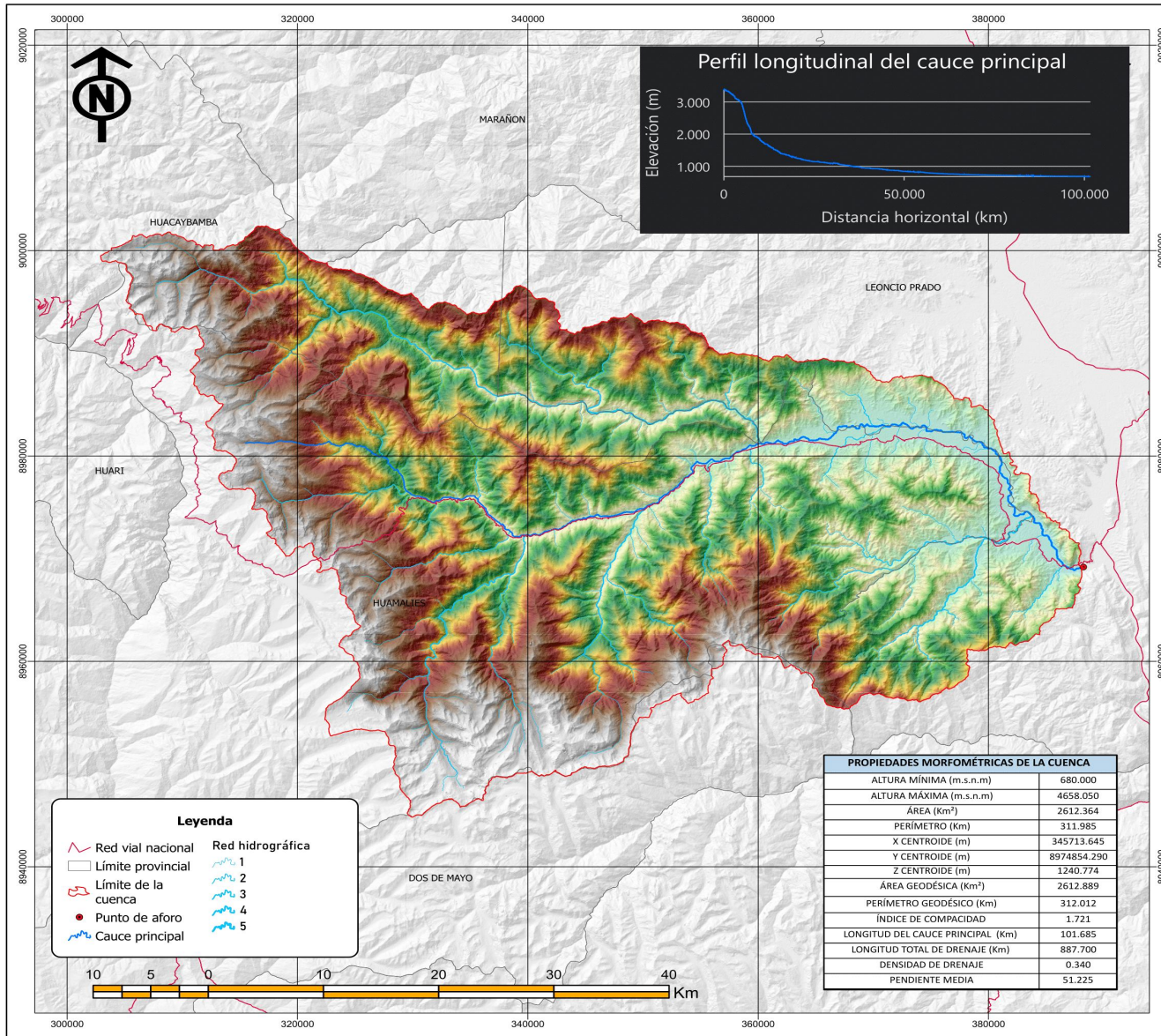
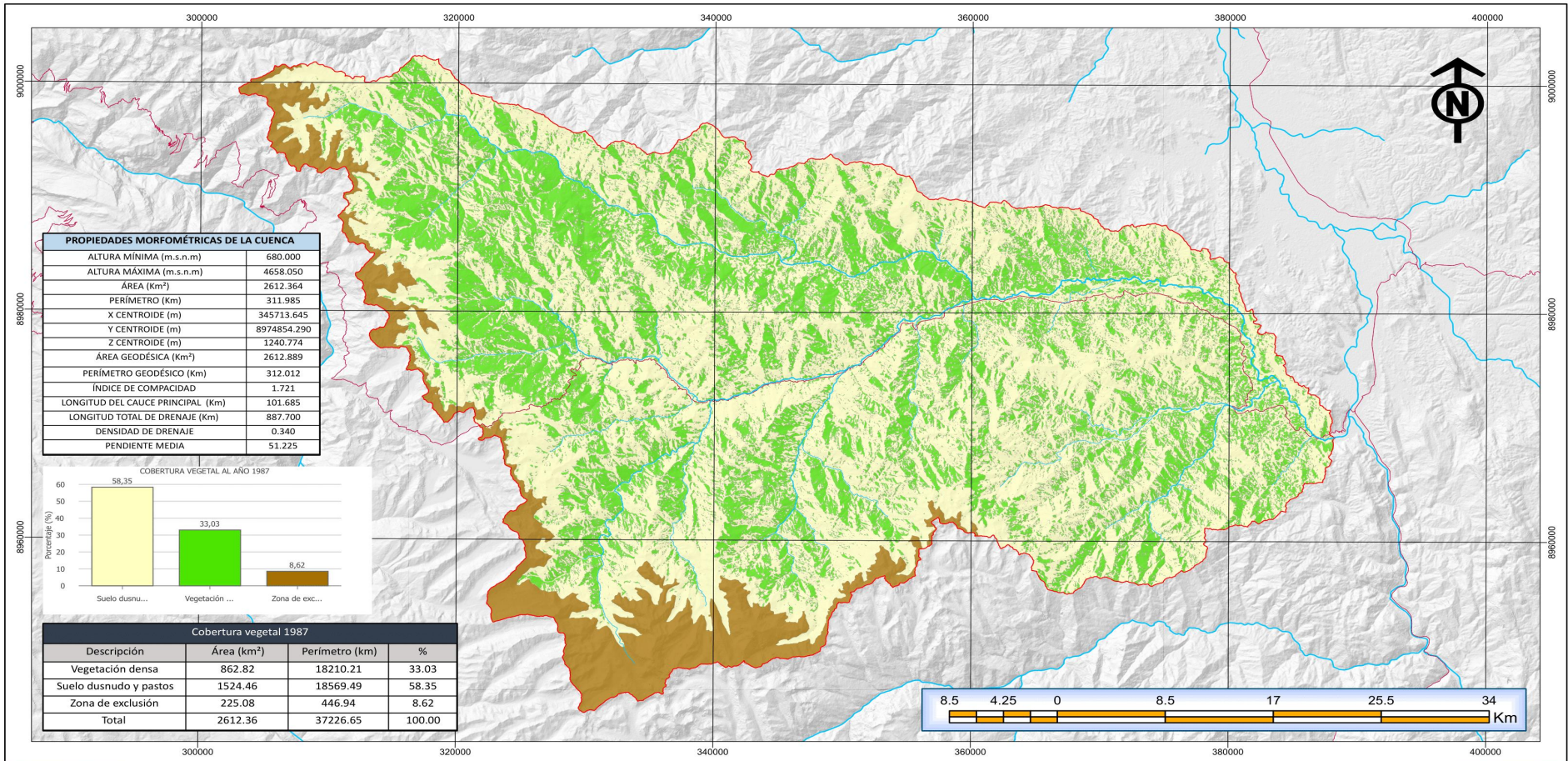


Figura 96. Toma aérea 1 C. P. Chaupiyacu, Monzón.



Figura 97. Toma aérea 2 C. P. Chaupiyacu, Monzón.





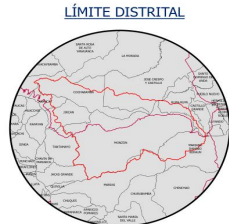
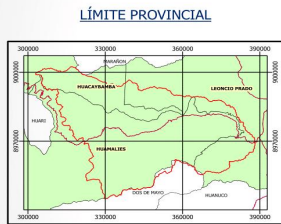
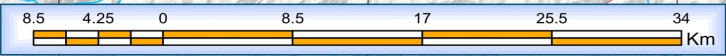
PROPIEDADES MORFOMÉTRICAS DE LA CUENCA

ALTURA MÍNIMA (m.s.n.m)	680.000
ALTURA MÁXIMA (m.s.n.m)	4658.050
ÁREA (km ²)	2612.364
PERÍMETRO (Km)	311.985
X CENTROIDE (m)	345713.645
Y CENTROIDE (m)	8974854.290
Z CENTROIDE (m)	1240.774
ÁREA GEODÉSICA (km ²)	2612.889
PERÍMETRO GEODÉSICO (km)	312.012
ÍNDICE DE COMPACIDAD	1.721
LONGITUD DEL CAUCE PRINCIPAL (Km)	101.685
LONGITUD TOTAL DE DRENAJE (Km)	887.700
DENSIDAD DE DRENAJE	0.340
PENDIENTE MEDIA	51.225



Cobertura vegetal 1987

Descripción	Área (km ²)	Perímetro (km)	%
Vegetación densa	862.82	18210.21	33.03
Suelo desnudo y pastos	1524.46	18569.49	58.35
Zona de exclusión	225.08	446.94	8.62
Total	2612.36	37226.65	100.00



LEYENDA

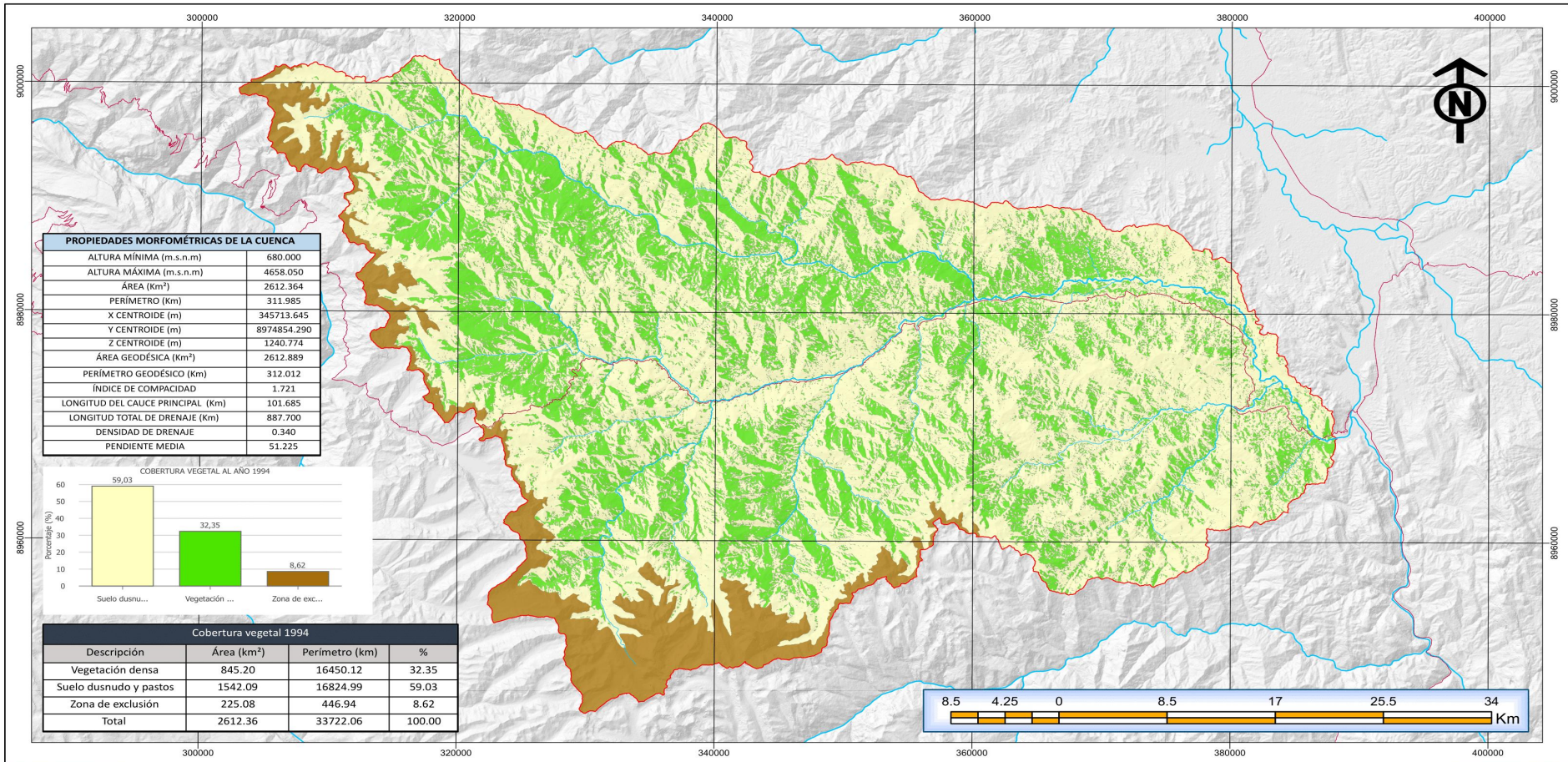
- Red vial nacional
- Ríos
- Límite de la cuenca
- Cobertura vegetal al año 1987
- Vegetación densa
- Suelo desnudo y pastos
- Zona de exclusión

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

TESIS **CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN**

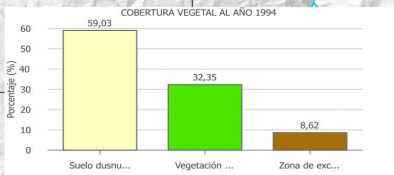
MAPA COBERTURA VEGETAL AL AÑO 1987

UBICACIÓN POLÍTICA	FECHA	LÁMINA
DEPARTAMENTO: HUÁNUCO	22/10/2023	01
PROVINCIA: HUAMALÍES	ESCALA	
DISTRITO: HUAMALÍES	1:300,000	
SISTEMA DE COORDENADAS WGS84, UTM 18S		
Elaborado por: Bach. YACK LUIS RODAS BURGA		



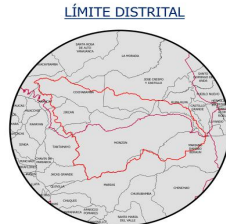
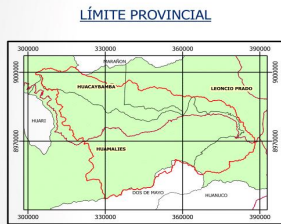
PROPIEDADES MORFOMÉTRICAS DE LA CUENCA

ALTURA MÍNIMA (m.s.n.m)	680.000
ALTURA MÁXIMA (m.s.n.m)	4658.050
ÁREA (km ²)	2612.364
PERÍMETRO (Km)	311.985
X CENTROIDE (m)	345713.645
Y CENTROIDE (m)	8974854.290
Z CENTROIDE (m)	1240.774
ÁREA GEODÉSICA (km ²)	2612.889
PERÍMETRO GEODÉSICO (km)	312.012
ÍNDICE DE COMPACIDAD	1.721
LONGITUD DEL CAUCE PRINCIPAL (km)	101.685
LONGITUD TOTAL DE DRENAJE (km)	887.700
DENSIDAD DE DRENAJE	0.340
PENDIENTE MEDIA	51.225



Cobertura vegetal 1994

Descripción	Área (km ²)	Perímetro (km)	%
Vegetación densa	845.20	16450.12	32.35
Suelo desnudo y pastos	1542.09	16824.99	59.03
Zona de exclusión	225.08	446.94	8.62
Total	2612.36	33722.06	100.00



LEYENDA

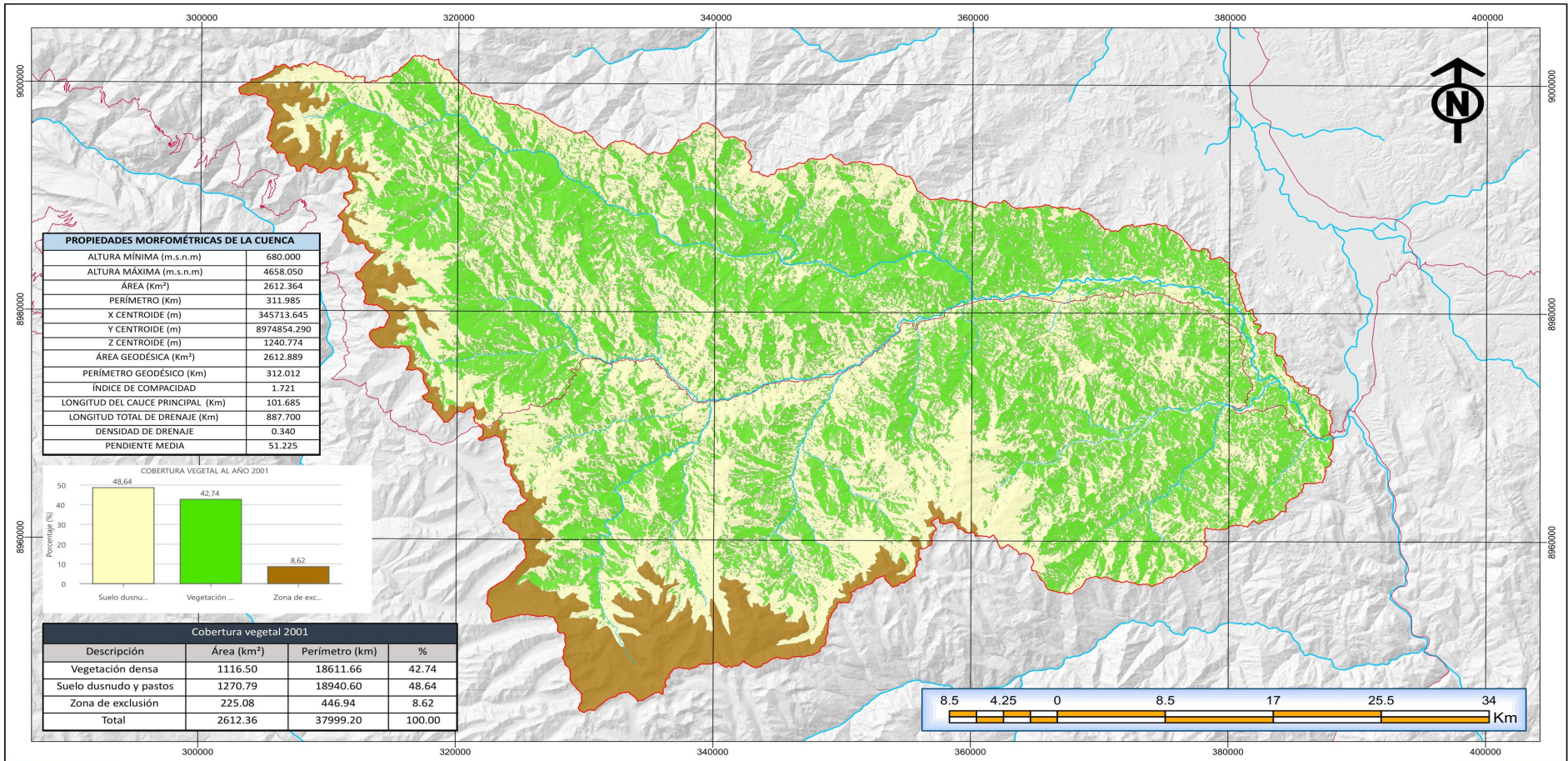
- Red vial nacional
- Ríos
- Límite de la cuenca
- Cobertura vegetal al año 1994**
- Vegetación densa
- Suelo desnudo y pastos
- Zona de exclusión

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

TESIS **CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN**

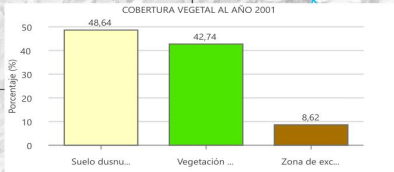
MAPA COBERTURA VEGETAL AL AÑO 1994

UBICACIÓN POLÍTICA	FECHA	LÁMINA
DEPARTAMENTO: HUÁNUCO	22/10/2023	02
PROVINCIA: HUAMALÍES	ESCALA	
DISTRITO: HUAMALÍES	1:300,000	
SISTEMA DE COORDENADAS WGS84, UTM 18S		
Elaborado por: Bach. YACK LUIS RODAS BURGA		



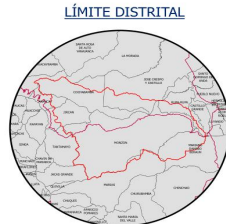
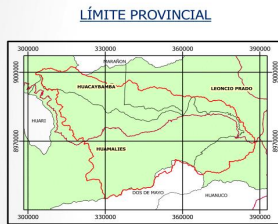
PROPIEDADES MORFOMÉTRICAS DE LA CUENCA

ALTURA MÍNIMA (m.s.n.m)	680.000
ALTURA MÁXIMA (m.s.n.m)	4658.050
ÁREA (km ²)	2612.364
PERÍMETRO (Km)	311.985
X CENTROIDE (m)	345713.645
Y CENTROIDE (m)	8974854.290
Z CENTROIDE (m)	1240.774
ÁREA GEODÉSICA (km ²)	2612.889
PERÍMETRO GEODÉSICO (Km)	312.012
ÍNDICE DE COMPACIDAD	1.721
LONGITUD DEL CAUCE PRINCIPAL (Km)	101.685
LONGITUD TOTAL DE DRENAJE (Km)	887.700
DENSIDAD DE DRENAJE	0.340
PENDIENTE MEDIA	51.225



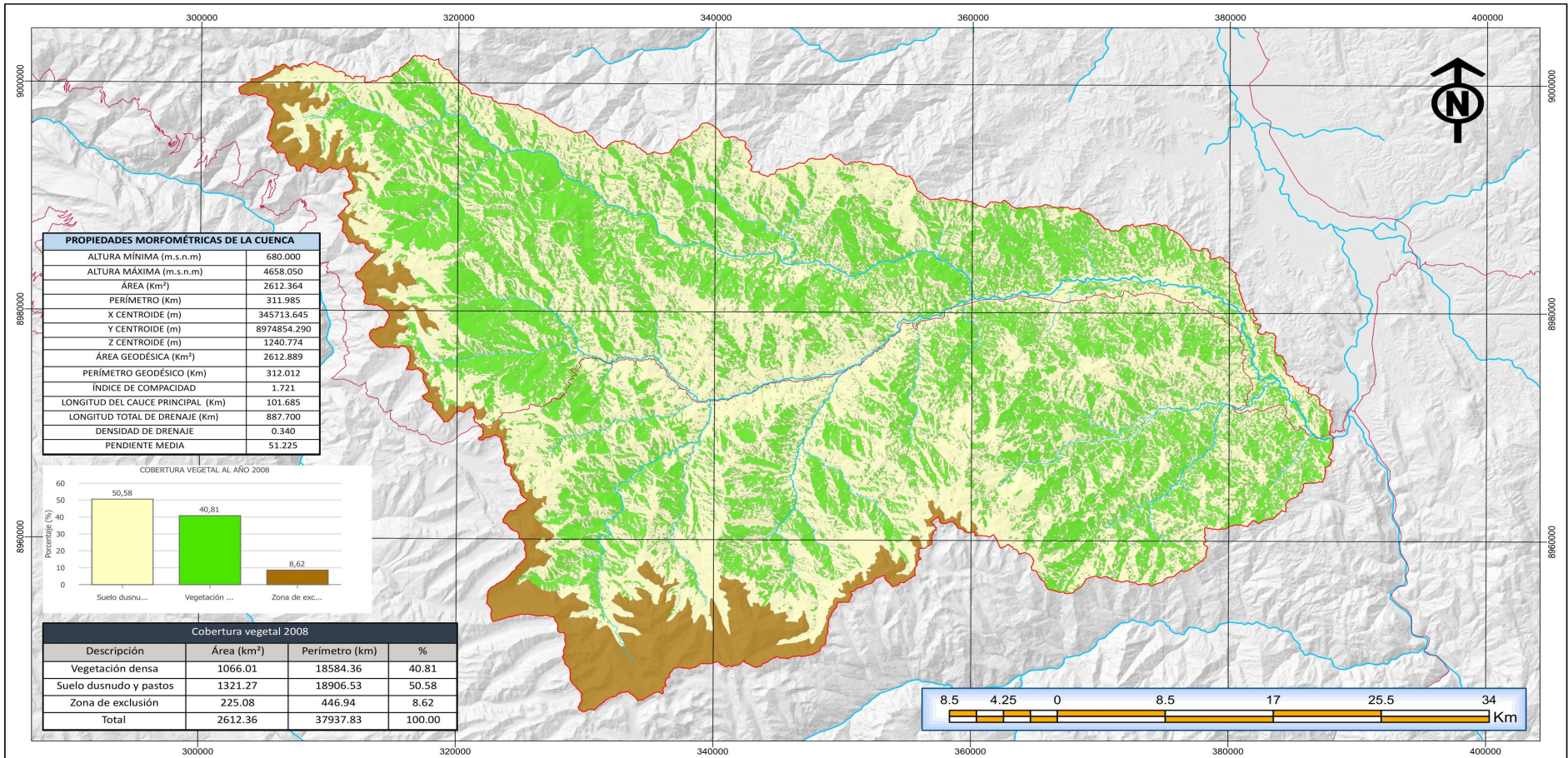
Cobertura vegetal 2001

Descripción	Área (km ²)	Perímetro (km)	%
Vegetación densa	1116.50	18611.66	42.74
Suelo desnudo y pastos	1270.79	18940.60	48.64
Zona de exclusión	225.08	446.94	8.62
Total	2612.36	37999.20	100.00



- LEYENDA**
- Red vial nacional
 - Ríos
 - Límite de la cuenca
 - Cobertura vegetal al año 2001
 - Vegetación densa
 - Suelo desnudo y pastos
 - Zona de exclusión

	UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA		
	TESIS CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN		
MAPA COBERTURA VEGETAL AL AÑO 2001			
UBICACIÓN POLÍTICA		FECHA	LÁMINA
DEPARTAMENTO:	HUÁNUCO	22/10/2023	03
PROVINCIA:	HUAMALÍES	ESCALA	
DISTRITO:	HUAMALÍES	1:300,000	
SISTEMA DE COORDENADAS			
WGS84, UTM 18S			
Elaborado por: Bach. YACK LUIS RODAS BURGA			



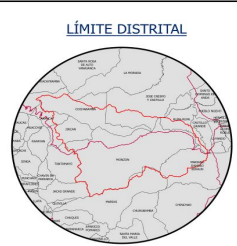
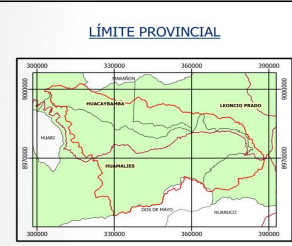
PROPIEDADES MORFOMÉTRICAS DE LA CUENCA

ALTURA MÍNIMA (m.s.n.m)	680.000
ALTURA MÁXIMA (m.s.n.m)	4658.050
ÁREA (km²)	2612.364
PERÍMETRO (Km)	311.985
X CENTROIDE (m)	345713.645
Y CENTROIDE (m)	8974854.290
Z CENTROIDE (m)	1240.774
ÁREA GEODÉSICA (km²)	2612.889
PERÍMETRO GEODÉSICO (km)	312.012
ÍNDICE DE COMPACIDAD	1.721
LONGITUD DEL CAUCE PRINCIPAL (km)	101.685
LONGITUD TOTAL DE DRENAJE (km)	887.700
DENSIDAD DE DRENAJE	0.340
PENDIENTE MEDIA	51.225



Cobertura vegetal 2008

Descripción	Área (km²)	Perímetro (km)	%
Vegetación densa	1066.01	18584.36	40.81
Suelo desnudo y pastos	1321.27	18906.53	50.58
Zona de exclusión	225.08	446.94	8.62
Total	2612.36	37937.83	100.00



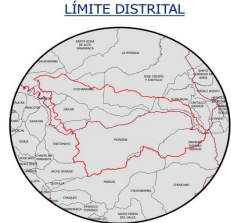
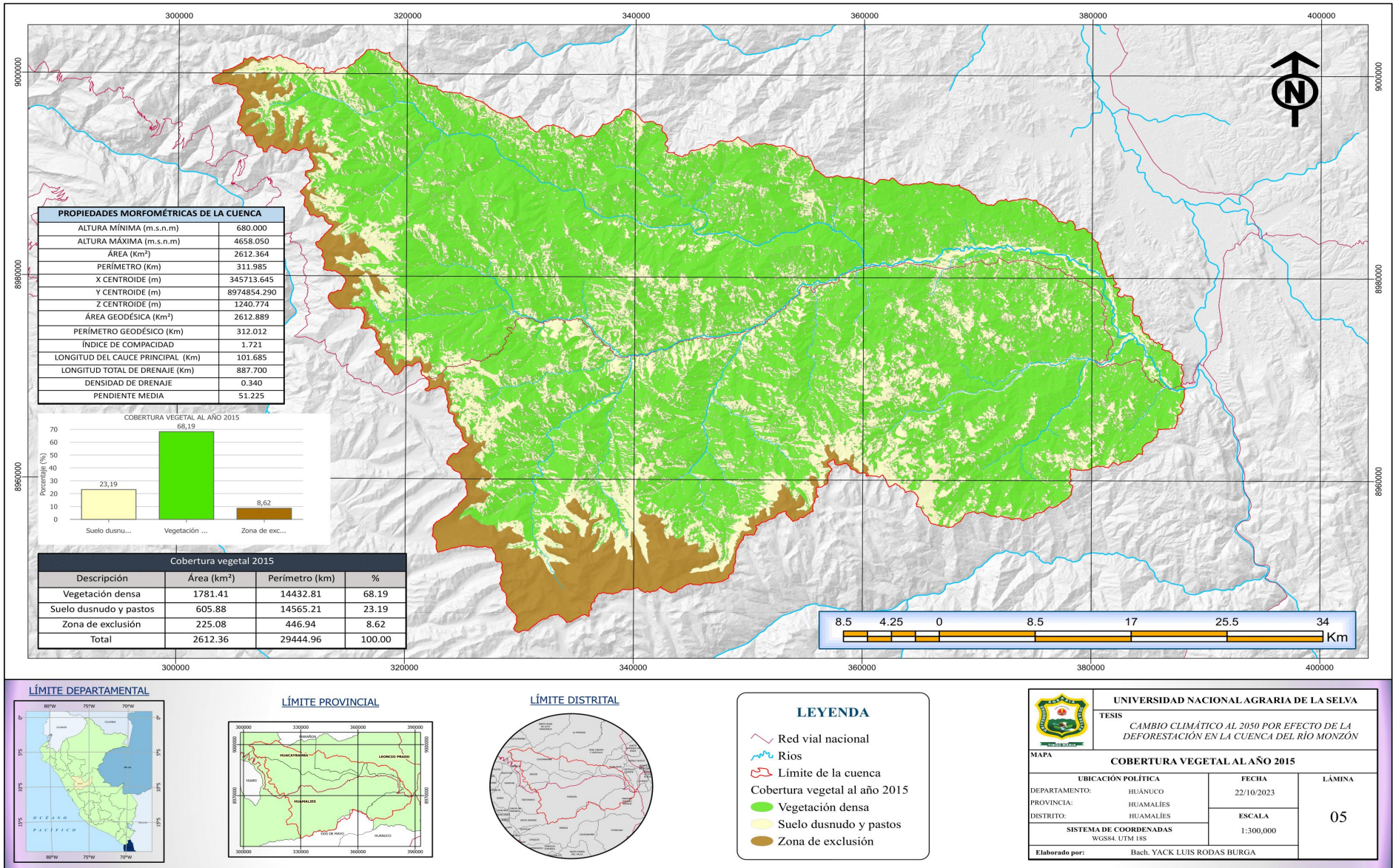
- LEYENDA**
- Red vial nacional
 - Ríos
 - Límite de la cuenca
 - Cobertura vegetal al año 2008**
 - Vegetación densa
 - Suelo desnudo y pastos
 - Zona de exclusión

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

TESIS **CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN**

MAPA COBERTURA VEGETAL AL AÑO 2008

UBICACIÓN POLÍTICA		FECHA	LÁMINA 04
DEPARTAMENTO:	HUÁNUCO	22/10/2023	
PROVINCIA:	HUAMALÍES	ESCALA	
DISTRITO:	HUAMALÍES	1:300,000	
SISTEMA DE COORDENADAS WGS84, UTM 18S		Elaborado por: Bach. YACK LUIS RODAS BURGA	



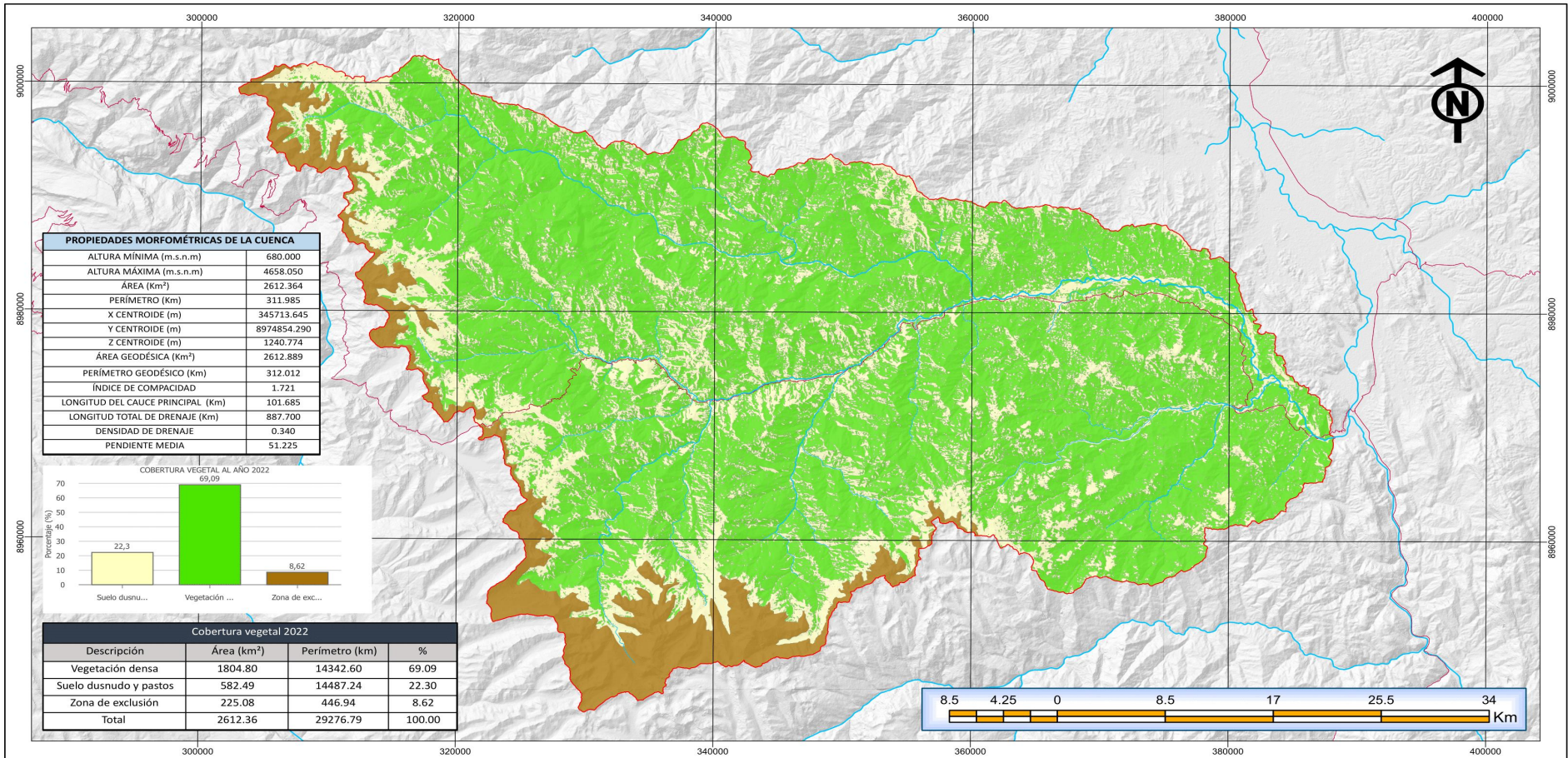
- LEYENDA**
- Red vial nacional
 - Ríos
 - Límite de la cuenca
 - Cobertura vegetal al año 2015
 - Vegetación densa
 - Suelo desnudo y pastos
 - Zona de exclusión

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

TESIS **CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN**

MAPA COBERTURA VEGETAL AL AÑO 2015

UBICACIÓN POLÍTICA	FECHA	LÁMINA
DEPARTAMENTO: HUÁNUCO	22/10/2023	05
PROVINCIA: HUAMALÍES	ESCALA	
DISTRITO: HUAMALÍES	1:300,000	
SISTEMA DE COORDENADAS WGS84, UTM 18S		
Elaborado por: Bach. YACK LUIS RODAS BURGA		



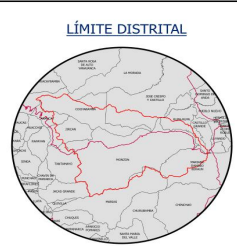
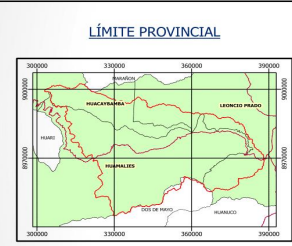
PROPIEDADES MORFOMÉTRICAS DE LA CUENCA

ALTURA MÍNIMA (m.s.n.m)	680.000
ALTURA MÁXIMA (m.s.n.m)	4658.050
ÁREA (km ²)	2612.364
PERÍMETRO (Km)	311.985
X CENTROIDE (m)	345713.645
Y CENTROIDE (m)	8974854.290
Z CENTROIDE (m)	1240.774
ÁREA GEODÉSICA (km ²)	2612.889
PERÍMETRO GEODÉSICO (km)	312.012
ÍNDICE DE COMPACIDAD	1.721
LONGITUD DEL CAUCE PRINCIPAL (Km)	101.685
LONGITUD TOTAL DE DRENAJE (Km)	887.700
DENSIDAD DE DRENAJE	0.340
PENDIENTE MEDIA	51.225



Cobertura vegetal 2022

Descripción	Área (km ²)	Perímetro (km)	%
Vegetación densa	1804.80	14342.60	69.09
Suelo desnudo y pastos	582.49	14487.24	22.30
Zona de exclusión	225.08	446.94	8.62
Total	2612.36	29276.79	100.00



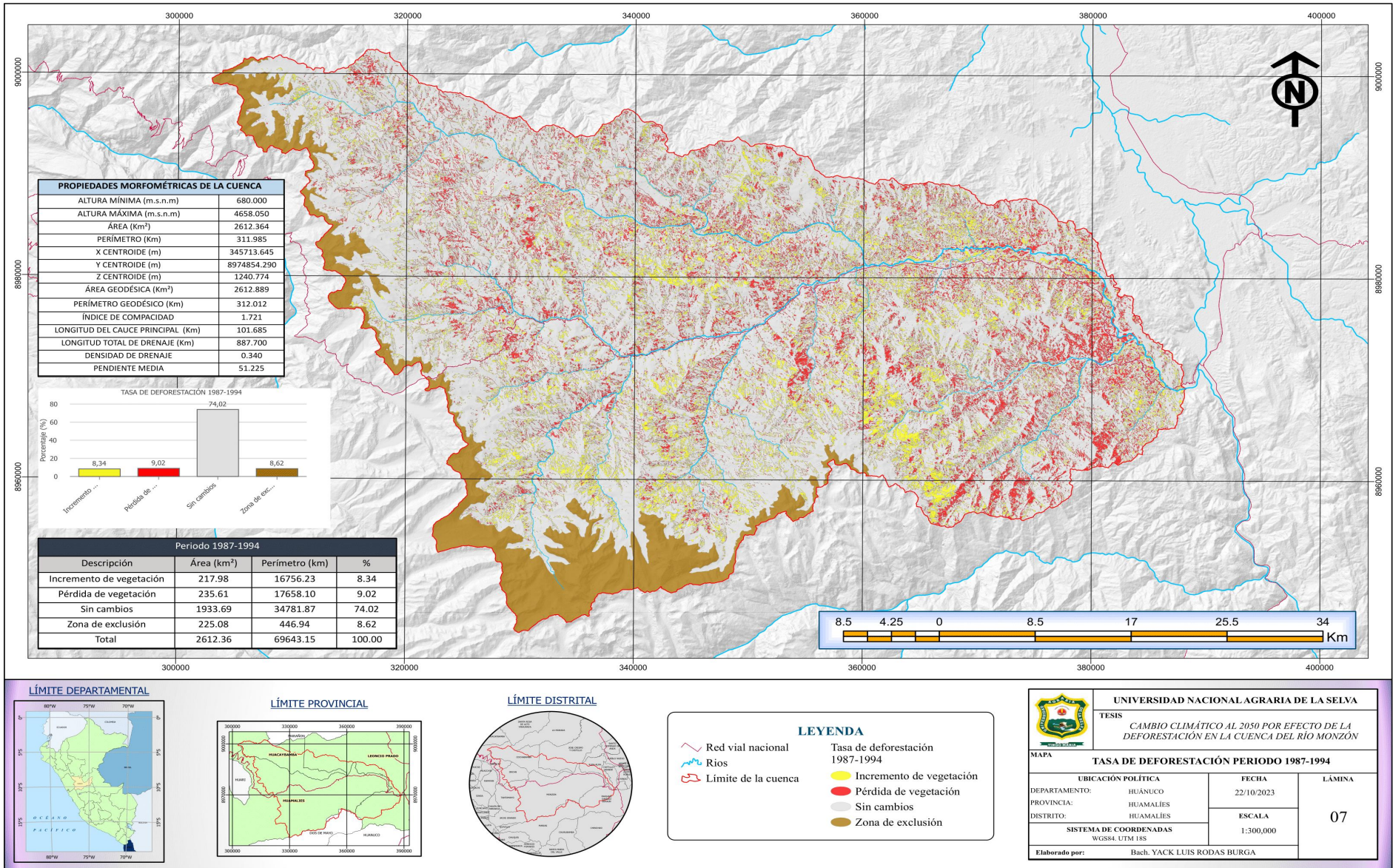
- LEYENDA**
- Red vial nacional
 - Ríos
 - Límite de la cuenca
 - Cobertura vegetal al año 2022
 - Vegetación densa
 - Suelo desnudo y pastos
 - Zona de exclusión

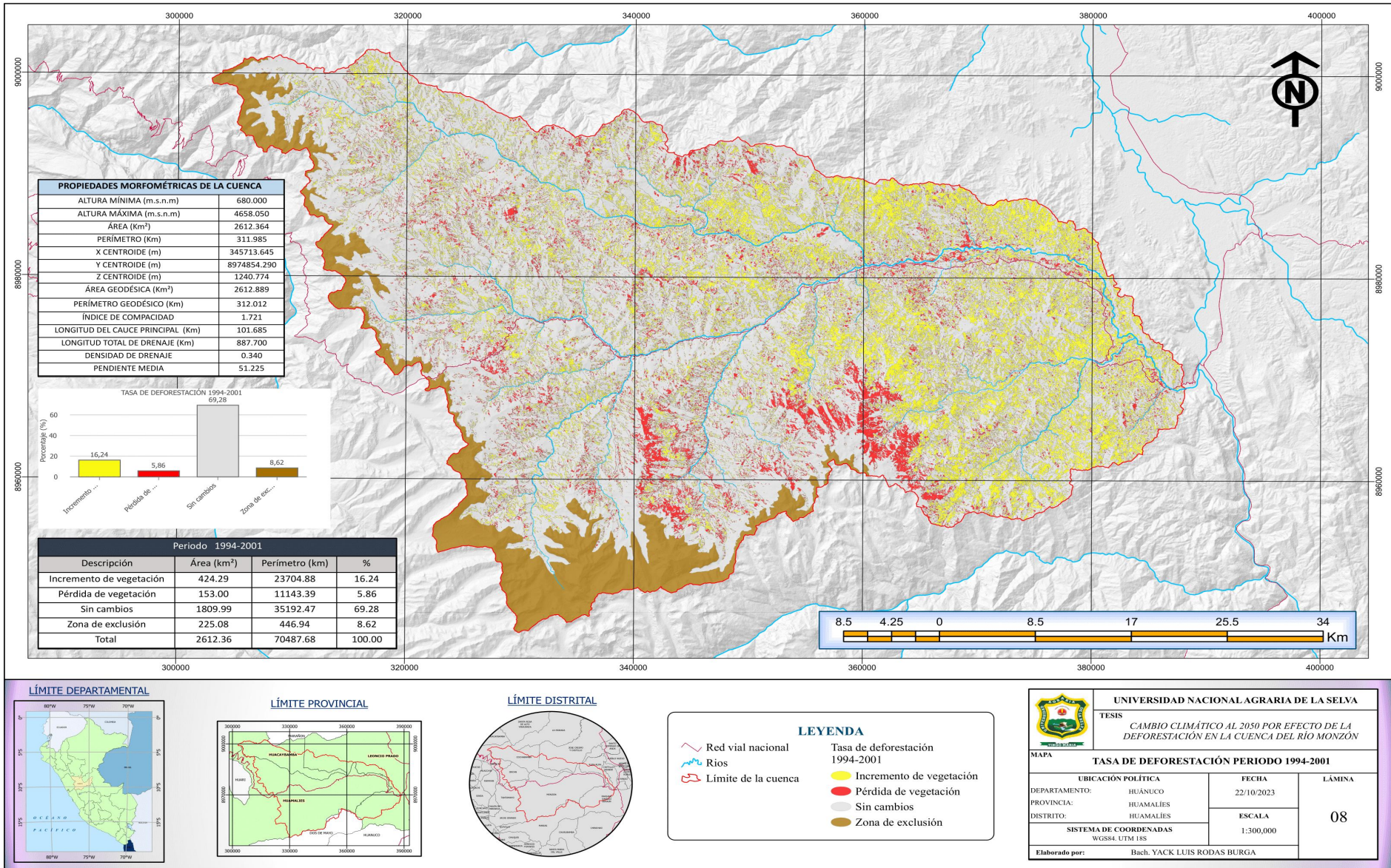
UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

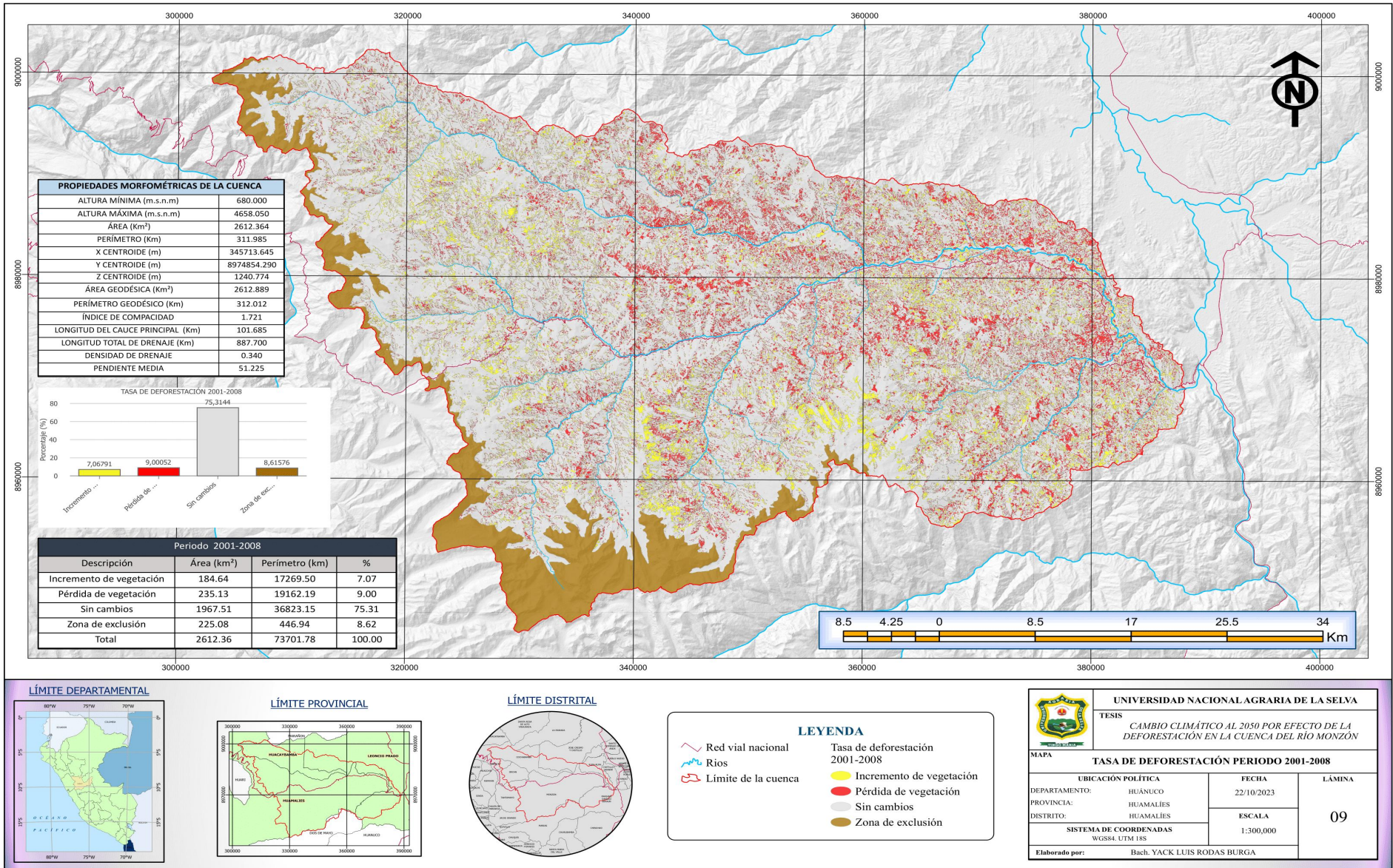
TESIS **CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN**

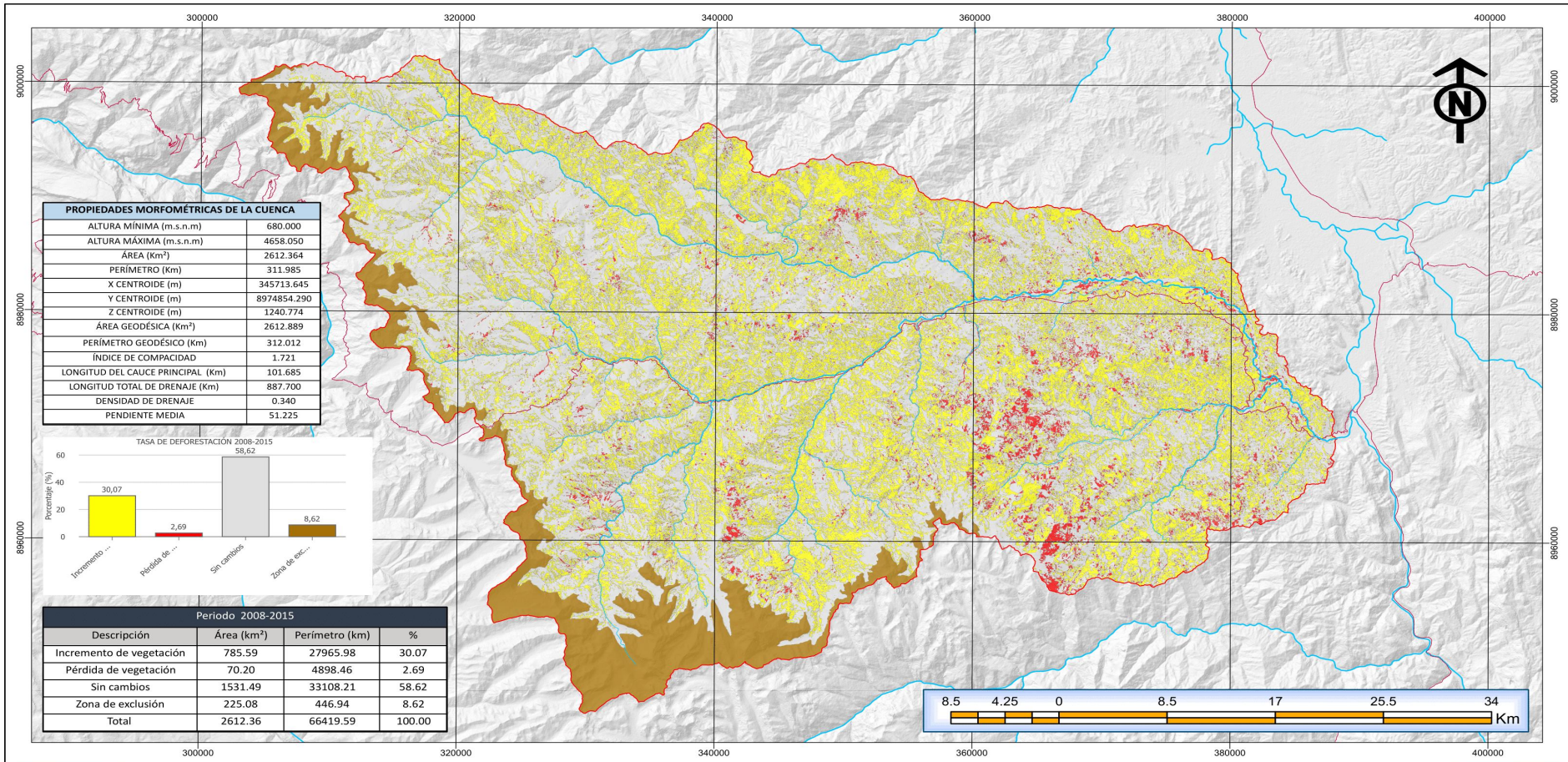
MAPA COBERTURA VEGETAL AL AÑO 2022

UBICACIÓN POLÍTICA		FECHA	LÁMINA 06
DEPARTAMENTO:	HUÁNUCO	22/10/2023	
PROVINCIA:	HUAMALIES	ESCALA	
DISTRITO:	HUAMALIES	1:300,000	
SISTEMA DE COORDENADAS			
WGS84, UTM 18S			
Elaborado por: Bach. YACK LUIS RODAS BURGA			

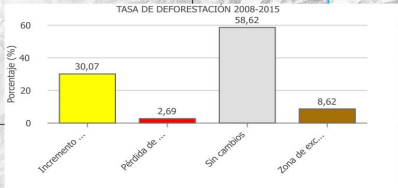








PROPIEDADES MORFOMÉTRICAS DE LA CUENCA	
ALTURA MÍNIMA (m.s.n.m)	680.000
ALTURA MÁXIMA (m.s.n.m)	4658.050
ÁREA (Km ²)	2612.364
PERÍMETRO (Km)	311.985
X CENTROIDE (m)	345713.645
Y CENTROIDE (m)	8974854.290
Z CENTROIDE (m)	1240.774
ÁREA GEODÉSICA (Km ²)	2612.889
PERÍMETRO GEODÉSICO (Km)	312.012
ÍNDICE DE COMPACIDAD	1.721
LONGITUD DEL CAUCE PRINCIPAL (Km)	101.685
LONGITUD TOTAL DE DRENAJE (Km)	887.700
DENSIDAD DE DRENAJE	0.340
PENDIENTE MEDIA	51.225



Período 2008-2015			
Descripción	Área (km ²)	Perímetro (km)	%
Incremento de vegetación	785.59	27965.98	30.07
Pérdida de vegetación	70.20	4898.46	2.69
Sin cambios	1531.49	33108.21	58.62
Zona de exclusión	225.08	446.94	8.62
Total	2612.36	66419.59	100.00



LEYENDA

Red vial nacional
 Ríos
 Límite de la cuenca

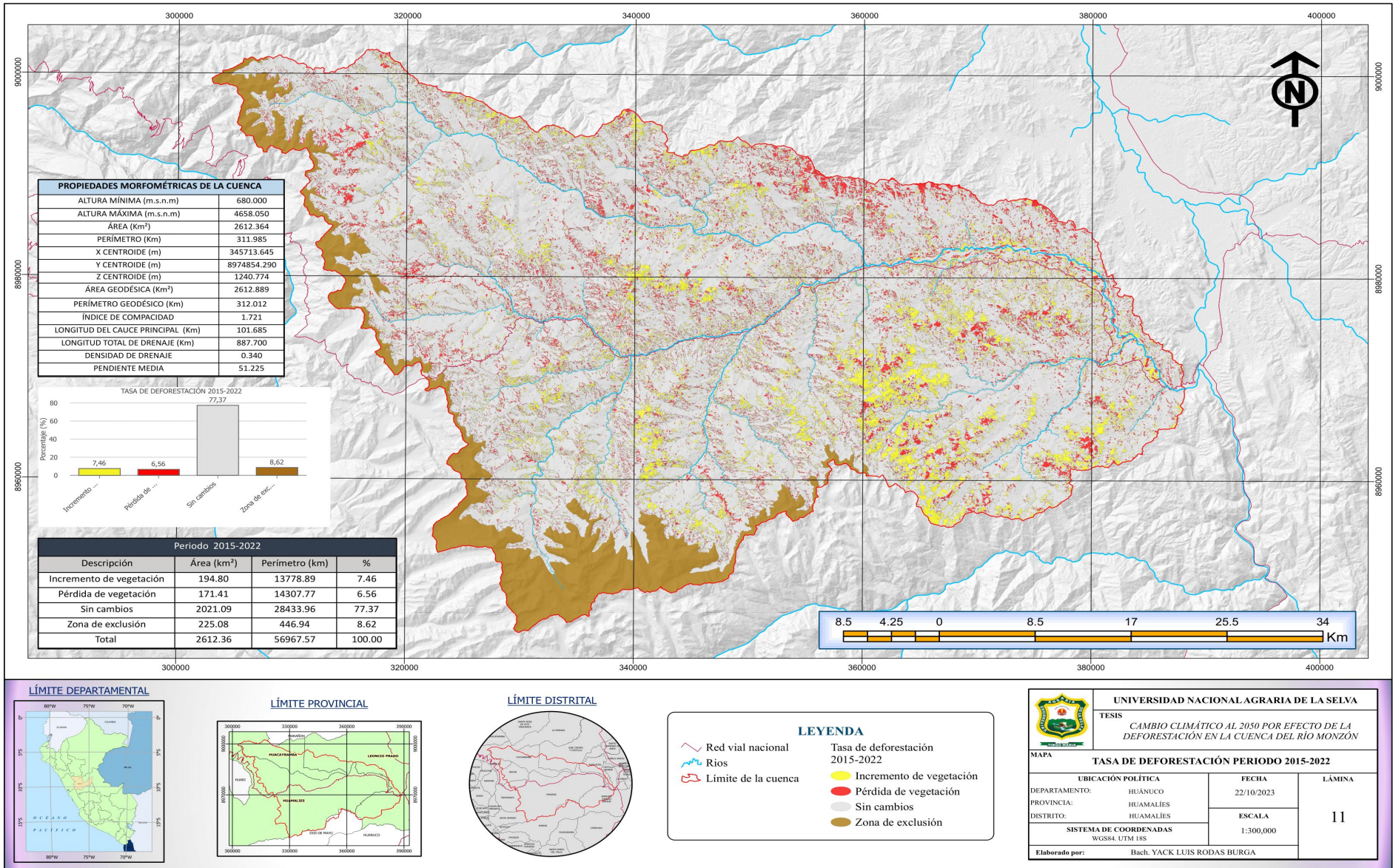
Tasa de deforestación 2008-2015
 Incremento de vegetación
 Pérdida de vegetación
 Sin cambios
 Zona de exclusión

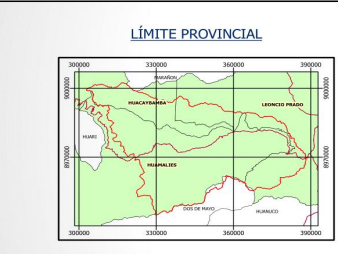
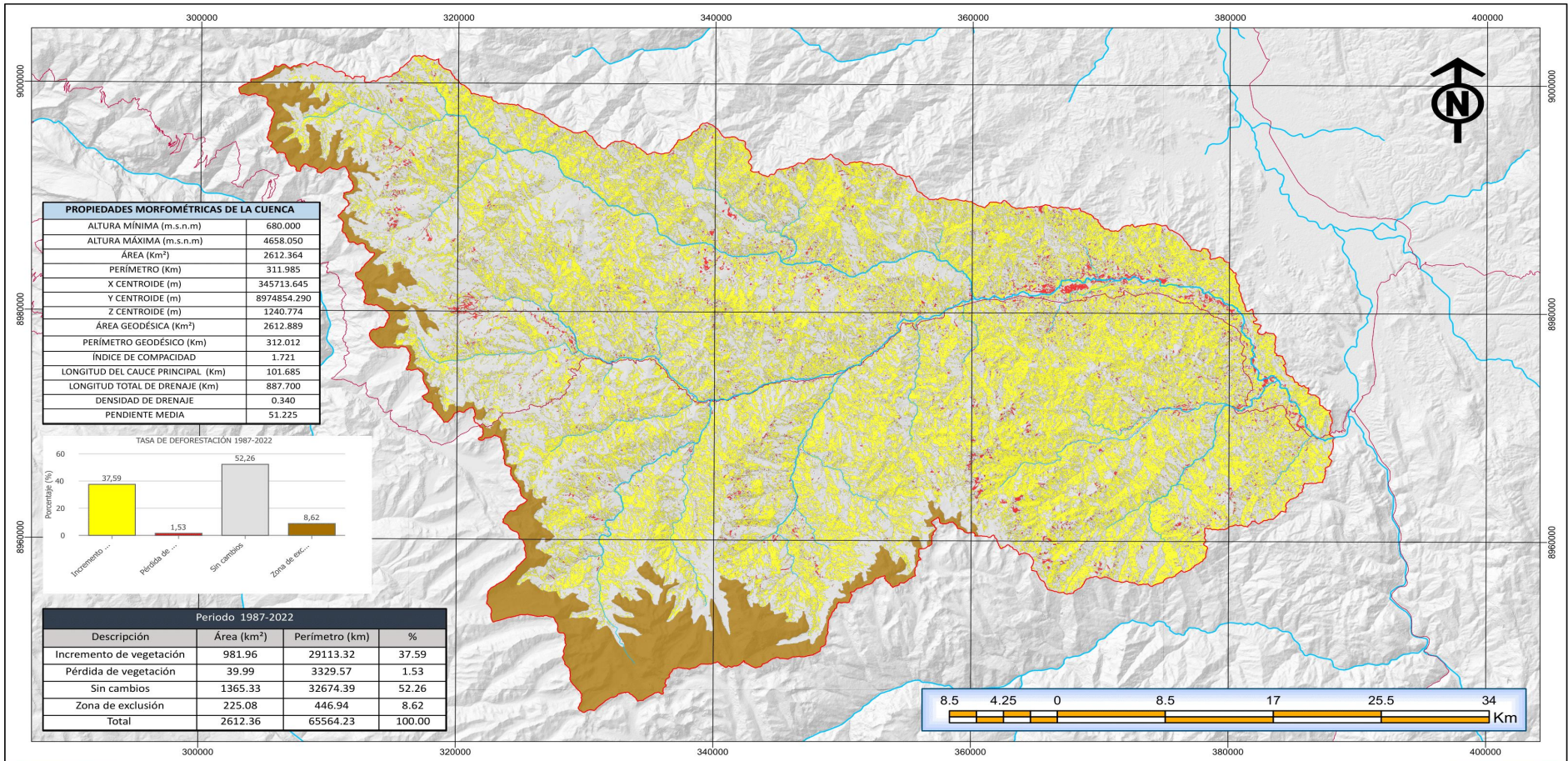
UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
 TESIS: CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN

MAPA TASA DE DEFORESTACIÓN PERÍODO 2008-2015

UBICACIÓN POLÍTICA DEPARTAMENTO: HUÁNUCO PROVINCIA: HUAMALÍES DISTRITO: HUAMALÍES	FECHA 22/10/2023	LÁMINA 10
SISTEMA DE COORDENADAS WGS84, UTM 18S	ESCALA 1:300,000	

Elaborado por: Bach. YACK LUIS RODAS BURGA





LEYENDA

- Red vial nacional
- Ríos
- Límite de la cuenca

Tasa de deforestación 1987-2022

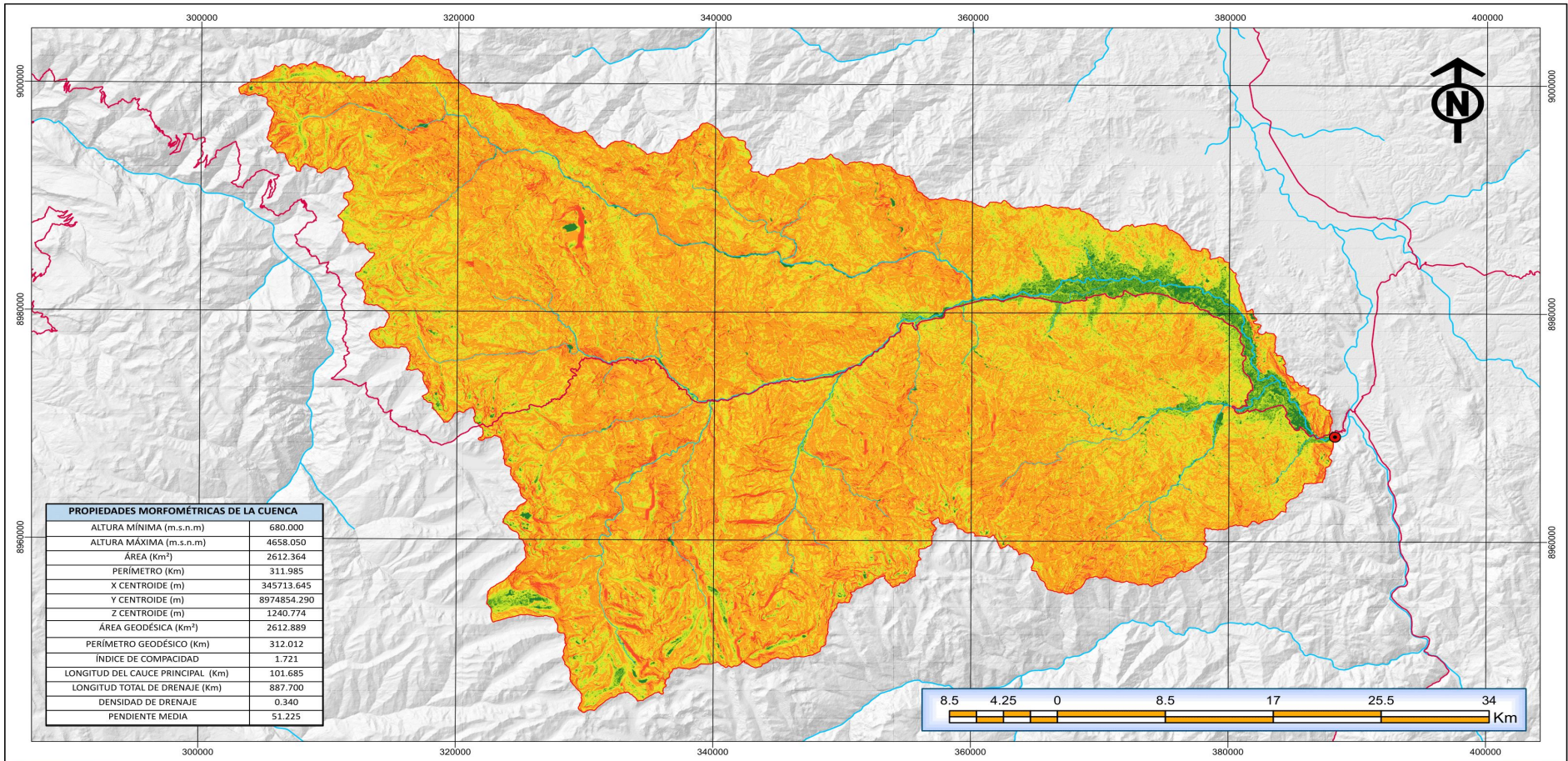
- Incremento de vegetación
- Pérdida de vegetación
- Sin cambios
- Zona de exclusión

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

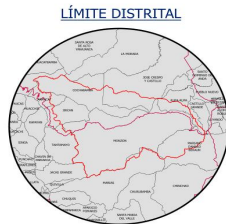
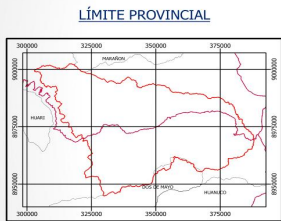
TESIS **CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN**

MAPA TASA DE DEFORESTACIÓN PERÍODO 1987-2022

UBICACIÓN POLÍTICA		FECHA	LÁMINA 12
DEPARTAMENTO:	HUÁNUCO	22/10/2023	
PROVINCIA:	HUAMALÍES	ESCALA	
DISTRITO:	HUAMALÍES	1:300,000	
SISTEMA DE COORDENADAS WGS84, UTM 18S		Elaborado por: Bach. YACK LUIS RODAS BURGA	



PROPIEDADES MORFOMÉTRICAS DE LA CUENCA	
ALTURA MÍNIMA (m.s.n.m)	680.000
ALTURA MÁXIMA (m.s.n.m)	4658.050
ÁREA (Km ²)	2612.364
PERÍMETRO (Km)	311.985
X CENTROIDE (m)	345713.645
Y CENTROIDE (m)	8974854.290
Z CENTROIDE (m)	1240.774
ÁREA GEODÉSICA (Km ²)	2612.889
PERÍMETRO GEODÉSICO (Km)	312.012
ÍNDICE DE COMPACIDAD	1.721
LONGITUD DEL CAUCE PRINCIPAL (Km)	101.685
LONGITUD TOTAL DE DRENAJE (Km)	887.700
DENSIDAD DE DRENAJE	0.340
PENDIENTE MEDIA	51.225



LEYENDA

- Red vial nacional
- Ríos
- Límite de la cuenca
- Punto de aforo

Pendiente

- Muy baja (<1°)
- Suave (1° - 5°)
- Moderada (5° - 15°)
- Fuerte (15° - 25°)
- Muy fuerte (25° - 45°)
- Muy escarpada (>45°)

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

TESIS **CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN**

MAPA		PENDIENTE		LÁMINA 13
UBICACIÓN POLÍTICA		FECHA	ESCALA	
DEPARTAMENTO:	HUÁNUCO	22/10/2023		
PROVINCIA:	HUAMALÍES			
DISTRITO:	HUAMALÍES			
SISTEMA DE COORDENADAS WGS84, UTM 18S		Elaborado por: Bach. YACK LUIS RODAS BURGA		

8.6. Anexo 6

Documentos



UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
 FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES
 ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL



"Año de la unidad, la paz y el desarrollo"

29 de abril del 2023

Señora: Celia Morales Rodríguez

Presidenta de la junta vecinal del Centro Poblado de Chaupiyacu, Distrito de Monzón, Provincia de Huamalíes, Departamento de Huánuco.

Yo **Yack Luis Rodas Burga** identificado con DNI N° 75071133 tesista de la especialidad de Ingeniería Ambiental de la Universidad Nacional Agraria de la Selva (UNAS).

SOLICITO: PERMISO PARA EL ACCESO AL CENTRO POBLADO DE CHAUIPYACU

En respeto a la soberanía de los centros poblados, a su cultura y formas de administración de sus territorios, me dirijo a usted como autoridad local para solicitarle el permiso de acceso al Centro Poblado de Chaupiyacu para la realización de mi proyecto de tesis titulada "CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN" en cual consiste en la utilización de tecnologías de información geográfica para la identificación y cuantificación de los tipos de coberturas que presenta el suelo (llámese bosques, pastizales, suelos desnudos, entre otros) en la cuenca del río Monzón por un tiempo de 5 meses. Para ello se ha elegido una parcela de entrenamiento que colinda con el centro poblado de Chaupiyacu. Las actividades a realizar son la siguientes:

- Recojo de puntos o coordenadas geográficas de las zonas de entrenamiento.
- Fotogrametría de las zonas de entrenamiento (fotos aéreas del terreno).

La primera actividad está programada para el día sábado 6 de mayo del presente año, por lo que recorro a su persona me conceda el permiso de acceso a su comunidad. Cabe recalcar que la realización de toda actividad será comunicada con antelación.

Gracias anticipadas por su tiempo.

Muy atentamente.


 Yack Luis Rodas Burga

Tesista

Teléfono: 961 631 472

Correo: yackrodas@gmail.com

JUNTA VECINAL COMUNAL
 CHAUIPYACU - MONZÓN

 Celia Morales Rodríguez
 DNI: 45168788
 PRESIDENTE

GERENCIA GENERAL DEL SERVICIO NACIONAL DE METEOROLOGÍA E HIDROLOGÍA DEL PERU - SENAMHI

Presente.-

Jack Luis Rodas Burga

(Nombres y Apellidos)

Sr. Avileno Cáceres - Rupa Rupa - Leoncio Prado - Huánuco

(Dirección)

con N° DNI: *75071133* Telf.: *961 631 472* E-mail: *jackluisrodas@gmail.com*

Universidad/ Instituto: *Universidad Nacional Agraria de la Selva*

Carrera/ Profesión: *Ingeniería Ambiental*

Ante usted me presento y expongo;

Que, (detallar el estudio, nombre del proyecto que están realizando y el motivo de solicitud de los datos)

En el proceso de ejecución de mi proyecto de tesis titulada « Cambio climático al 2050 por efecto de la depositación en la cuenca del río

Mangón » Para el cual necesito datos desde el año 1986 dado que en la página del SENAMHI existe periodos que no hay información.

Solicito la siguiente información:

ESTACIÓN	PARÁMETROS	ESCALA	PERÍODOS
<i>Cachicoto</i>	<i>Precipitación, temperatura > Humedad relativa</i>	<i>Día/a</i>	<i>1986 - 2022</i>
<i>Tingo María</i>	<i>Precipitación, temperatura > humedad relativa</i>	<i>Día/a</i>	<i>1986 - 2022</i>

Por lo expuesto, agradeceré a usted atender lo solicitado.

Lima, *18* de *octubre* del 202*3*.

[Firma]
Firma del Usuario



UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

Tingo María - Perú

FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES

Carretera Central Km. 121 / Correo Electrónico frnr@unas.edu.pe



"Año de la unidad, la paz y el desarrollo"

Tingo María 17 de octubre de 2023

Carta N° 1400-2023-FRNR/UNAS.

Señor:

JUAN CARLOS REQUEJO ALEMAN

Gerente General del SENAMHI

Lima.-

Estimado Señor:

Me dirijo a usted para saludarlo muy cordialmente a nombre de la Facultad de Recursos Naturales Renovables de la Universidad Nacional Agraria de la Selva y presentarle al egresado Yack Luis Rodas Burga, de la especialidad de Ingeniería Ambiental, el mismo que está desarrollando su proyecto de tesis titulado: **"CAMBIO CLIMÁTICO AL 2050 POR EFECTO DE LA DEFORESTACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO MONZÓN"**, aprobado con Resolución N° 108-2023-D-FRNR-UNAS, de fecha 02 de marzo del presente año.

Señor Requejo, para lograr los objetivos de este proyecto el egresado Rodas necesita contar con datos meteorológicos como precipitación, temperatura y humedad relativa desde el año 1986 de las estaciones meteorológicas de Tingo María y Cachicoto cuya administración se encuentra a cargo del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI), por lo que agradeceré a usted ordenar a quien corresponda proporcionar estos datos al egresado Rodas.

Agradeciendo por anticipado la atención y trámite que brinde al presente, quedo de usted.

Atentamente,

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
TINGO MARÍA
Dr. Casiano Aguilar Escalante
DECANO

Cc. Archivo