

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE CAJAMARCA**

**FACULTAD DE CIENCIAS AGRARIAS**

**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL**



## **T E S I S**

**“MODELAMIENTO ESPACIAL DEL NICHU ECOLÓGICO DE  
*Podocarpus oleifolius* D.Don (SAUCECILLO) EN LA REGIÓN  
CAJAMARCA”**

**Para Optar el Título Profesional de:  
INGENIERO FORESTAL**

**Presentado por la Bachiller:  
DEISY MEDALY CHÁVEZ CERCADO**

**Asesor:  
Ing. M.Sc. LUIS DÁVILA ESTELA**

**CAJAMARCA – PERÚ**

**2025**

## CONSTANCIA DE INFORME DE ORIGINALIDAD

1. Investigadora: **DEISY MEDALY CHÁVEZ CERCADO**  
DNI: N° **77158885**  
Escuela Profesional/Unidad UNC: **ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL**
2. Asesor: **Ing. M.Sc. LUIS DÁVILA ESTELA**  
Facultad/Unidad UNC: **FACULTAD DE CIENCIAS AGRARIAS**
3. Grado académico o título profesional:  
 Bachiller                       Título profesional                       Segunda especialidad
4. Tipo de Investigación:  
 Tesis                       Trabajo de investigación                       Trabajo de suficiencia profesional  
 Trabajo académico
5. Título de Trabajo de Investigación:  
**"MODELAMIENTO ESPACIAL DEL NICHU ECOLÓGICO DE *Podocarpus oleifolius* D.Don (SAUCECILLO) EN LA REGIÓN CAJAMARCA"**
6. Fecha de evaluación: 30/10/2024
7. Software antiplagio:     **TURNITIN**                       **URKUND (ORIGINAL) (\*)**
8. Porcentaje de Informe de Similitud: 16%
9. Código Documento: oid:3117:400343763
10. Resultado de la Evaluación de Similitud:  
 **APROBADO**     **PARA LEVANTAMIENTO DE OBSERVACIONES O DESAPROBADO**

Fecha Emisión: 30/07/2025

<i>Firma y/o Sello Emisor Constancia</i>
 ----- <b>Ing. M.Sc. Luis Dávila Estela</b> <b>DNI: 26684487</b>

\* En caso se realizó la evaluación hasta setiembre de 2023



# UNIVERSIDAD NACIONAL DE CAJAMARCA

"NORTE DE LA UNIVERSIDAD PERUANA"

Fundada por Ley N° 14015, del 13 de febrero de 1962

FACULTAD DE CIENCIAS AGRARIAS

Secretaría Académica



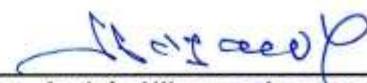
## ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

En la ciudad de Cajamarca, a los quince días del mes de mayo del año dos mil veinticinco, se reunieron en el ambiente **2C - 202** de la Facultad de Ciencias Agrarias, los miembros del Jurado, designados según **Resolución de Consejo de Facultad N° 671-2024-FCA-UNC, de fecha 16 de diciembre del 2024**, con la finalidad de evaluar la sustentación de la **TESIS** titulada: **"MODELAMIENTO ESPACIAL DEL NICHOS ECOLÓGICO DE *Podocarpus oleifolius* D. Don. (SAUCECILLO) EN LA REGIÓN CAJAMARCA"**, realizada por la Bachiller **DEISY MEDALY CHÁVEZ CERCADO** para optar el Título Profesional de **INGENIERO FORESTAL**.

A las diecisiete horas y treinta minutos, de acuerdo a lo establecido en el **Reglamento Interno para la Obtención de Título Profesional de la Facultad de Ciencias Agrarias de la Universidad Nacional de Cajamarca**, el Presidente del Jurado dio por iniciado el Acto de Sustentación, luego de concluida la exposición, los miembros del Jurado procedieron a la formulación de preguntas y posterior deliberación. Acto seguido, el Presidente del Jurado anunció la aprobación por unanimidad, con el calificativo de dieciséis (16); por tanto, la Bachiller queda expedita para proceder con los trámites que conlleven a la obtención del Título Profesional de **INGENIERO FORESTAL**.

A las diecinueve horas y cero minutos del mismo día, el Presidente del Jurado dio por concluido el Acto de Sustentación.

  
Ing. Nehemías Honorio Sangay Martos  
PRESIDENTE

  
Ing. Andrés Hibernon Lozano Lozano  
SECRETARIO

  
Ing. Oscar Rogelio Sáenz Narro  
VOCAL

  
Ing. M. Sc. Luis Dávila Estela  
ASESOR

**DEDICATORIA**

*A mis amados padres, Rosa y Lucio. A mi querido esposo, Jorge. A mi dulce hijo, mi pequeño David. A mis preciados hermanos José Luis, Mariela, Marco y Wilder. A mi hermana en el cielo, nuestra querida Diana.*

## AGRADECIMIENTO

Quiero expresar mis más sinceros agradecimientos:

A Dios, quien ha sido mi guía y mi fortaleza en cada paso de este camino académico. Su sabiduría y amor han iluminado mi mente y han sostenido mi espíritu, dándome la perseverancia para superar los retos y la inspiración para continuar aún en los momentos más difíciles.

Al Ing. M. Sc. Luis Dávila Estela, asesor de la presente investigación, cuya guía, paciencia y dedicación fueron fundamentales para el desarrollo de este trabajo.

A los docentes de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería Forestal de la Universidad Nacional de Cajamarca, quienes a lo largo de mi formación no solo me impartieron conocimientos académicos, sino que también me inspiraron a ser una mejor profesional y persona.

A mis amigas y compañeros de la universidad, cuya amistad, aliento y compañía fueron esenciales para afrontar las dificultades y celebrar los logros alcanzados a lo largo de esta etapa académica.

## ÍNDICE GENERAL

<b>I. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>9</b>
1.1. Problema de investigación .....	10
1.2. Formulación del problema.....	11
1.3. Justificación .....	11
1.4. Objetivos.....	12
1.4.1. Objetivo general .....	12
1.4.2. Objetivos específicos.....	12
1.5. Hipótesis.....	12
<b>II. REVISIÓN DE LITERATURA .....</b>	<b>13</b>
2.1. Antecedentes .....	13
2.2. Bases teóricas .....	20
2.2.1. Modelamiento de Nicho Ecológico .....	20
2.2.1.1. Definición de nicho ecológico.....	20
2.2.1.2. Diagrama BAM.....	21
2.2.1.3. Modelos de nicho ecológico (MNE) y Modelos de distribución de especies (MDEs).....	23
2.2.1.4. Dualidad de Hutchinson .....	24
2.2.1.5. Aplicaciones del modelado de nicho ecológico.....	25
2.2.1.6. Modelado de nicho ecológico.....	26
2.2.1.7. Tipos de datos .....	31
2.2.1.8. Variables ambientales.....	35
2.2.1.9. Calibración y predicción del modelo .....	37
2.2.1.10. Evaluación del modelo .....	38
2.2.1.11. Limitaciones y fortalezas del Modelado de Nicho Ecológico .....	42
2.2.1.12. Principales algoritmos para el modelado de nichos ecológicos.....	42
2.2.1.13. MaxEnt: Modelo de Máxima Entropía.....	43
2.2.2. <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don.....	47
2.2.2.1. Taxonomía.....	47
2.2.2.2. Descripción morfológica.....	47
2.2.2.3. Distribución geográfica y ecología.....	48
2.2.2.4. Uso e importancia .....	49
2.3. Definición de términos.....	50
<b>III. MATERIALES Y MÉTODOS .....</b>	<b>51</b>
3.1. Área de modelamiento .....	51
3.1.1. Características del área de modelado.....	52
a. División política.....	52

b.	Zonas de vida.....	52
c.	Clima.....	54
d.	Relieve.....	54
e.	Suelos.....	54
f.	Fisiografía.....	54
g.	Cobertura vegetal.....	55
3.2.	Equipos y materiales.....	55
3.2.1.	Equipos y materiales de oficina.....	55
3.2.2.	Material cartográfico digital.....	55
3.2.3.	Software y Programas.....	55
3.3.	Metodología.....	56
3.3.1.	Tipo y diseño de investigación.....	56
3.3.2.	Variables.....	56
3.3.3.	Unidad de análisis.....	56
3.3.4.	Diseño metodológico.....	56
3.3.5.	Organización y sistematización de datos de presencia.....	58
3.3.6.	Selección y descarga de variables ambientales.....	59
3.3.7.	Preparación de los datos de presencia de la especie.....	59
3.3.8.	Acondicionamiento de cartografía digital base.....	61
3.3.9.	Acondicionamiento de variables.....	61
3.3.10.	Calibración, ejecución y validación del modelo.....	62
3.3.11.	Evaluación de rendimientos de los modelos.....	64
3.3.12.	Cálculo de áreas y diseño de mapa.....	64
<b>IV.</b>	<b>RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....</b>	<b>65</b>
4.1.	Nicho actual de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don.....	65
4.1.1.	Colección de ocurrencias e identificación de zonas de distribución.....	65
4.1.2.	Mapa de distribución actual de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don.....	68
4.2.	Áreas potenciales de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don.....	71
4.2.1.	Validación del modelado.....	79
4.2.2.	Análisis de contribución de variables.....	80
4.2.3.	Análisis de las curvas de respuesta.....	82
4.2.4.	Prueba de Jackknife.....	85
<b>V.</b>	<b>CONCLUSIONES.....</b>	<b>89</b>
<b>VI.</b>	<b>RECOMENDACIONES.....</b>	<b>90</b>
<b>VII.</b>	<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>91</b>
<b>VIII.</b>	<b>ANEXOS.....</b>	<b>108</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1</b> Estadísticos derivados de matriz de confusión .....	40
<b>Tabla 2</b> Algunos algoritmos usados para el MNE y los MDE .....	43
<b>Tabla 3</b> Interpretación del AUC .....	46
<b>Tabla 4</b> Zonas de Vida en la Región Cajamarca. ....	53
<b>Tabla 5</b> Variables bioclimáticas de WorldClim .....	59
<b>Tabla 6</b> Datos de colección de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don en la Región Cajamarca. .....	65
<b>Tabla 7</b> Identificación de lugares de distribución actual de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don en la Región Cajamarca. ....	67
<b>Tabla 8</b> Áreas potenciales de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don con 75 a 100% de probabilidad. ....	71
<b>Tabla 9</b> Distribución de áreas potenciales de <i>P. oleifolius</i> en las ANP de la Región Cajamarca.....	77
<b>Tabla 10</b> Contribución de variables de acuerdo a MaxEnt.....	81
<b>Tabla 11</b> Rangos de las variables empleadas de acuerdo a las curvas de respuesta.	84
<b>Tabla 12</b> Datos recolectados para el presente estudio en el formato de recolección de puntos de presencia.....	108

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> Esquema de nicho fundamental y nicho realizado.....	21
<b>Figura 2</b> Diagrama BAM .....	22
<b>Figura 3</b> Representación de la dualidad de Hutchinson. ....	25
<b>Figura 4</b> Modelado de Nichos Ecológicos y distribuciones geográficas. ....	29
<b>Figura 5</b> Esquema de flujo de trabajo para la realización y validación de modelos de nicho ecológicos y distribución de especies.....	30
<b>Figura 6</b> Matriz de confusión usada en la validación de modelos. ....	39
<b>Figura 7</b> Curva ROC.....	42
<b>Figura 8</b> Prueba de Jackknife. ....	45
<b>Figura 9</b> Curvas de omisión .....	45
<b>Figura 10</b> Curvas AUC .....	46
<b>Figura 11</b> Mapa de localización de la Región Cajamarca – Perú. ....	51
<b>Figura 12</b> Esquema metodológico del modelamiento.....	57
<b>Figura 13</b> Organización y sistematización de datos de presencia. A. Herbario CPUN. B. Herbario de la Facultad de Ciencias Agrarias. C. Muestra de <i>Podocarpus oleifolius</i> . D. Base de datos de registro mundial de ocurrencia de colecciones de la especie a nivel mundial (GBIF).....	58
<b>Figura 14</b> Datos de presencia de <i>Podocarpus oleifolius</i> en formato (CSV) .....	61
<b>Figura 15</b> Recorte de variables ambientales al límite del área de modelado. ....	62
<b>Figura 16</b> Configuraciones en la interfaz de MaxEnt. ....	63
<b>Figura 17</b> Mapa de distribución actual de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don en la Región Cajamarca.....	69
<b>Figura 18</b> Distribución potencial de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don en la Región Cajamarca.....	75
<b>Figura 19</b> Distribución potencial de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don en las ANP de la Región Cajamarca.....	78
<b>Figura 20</b> Área bajo la curva (AUC) del modelamiento de <i>Podocarpus oleifolius</i> D.Don. ....	79
<b>Figura 21</b> Curvas de respuesta del modelamiento de <i>Podocarpus oleifolius</i> en la Región Cajamarca. ....	83
<b>Figura 22</b> Resultados de la prueba de Jackknife determinando la importancia de variables en la construcción del modelo.....	86

## RESUMEN

El presente estudio está centrado en el modelamiento de la distribución potencial de especies, y hoy es una herramienta esencial en Ecología. El objetivo fue identificar el nicho ecológico actual y de las áreas potenciales de distribución del *Podocarpus oleifolius* D. Don en la Región Cajamarca, para lo cual se empleó el algoritmo MaxEnt, utilizando un conjunto de 88 datos de ocurrencia y 22 variables obtenidas de Wordclim con una resolución de 1 km<sup>2</sup>. Los resultados identifican como áreas de distribución actual las provincias de Celendín, Chota, Contumazá, Cutervo, Hualgayoc, Jaén, San Ignacio, San Miguel y Santa Cruz; y como áreas potenciales un total de 895.82 km<sup>2</sup> (89 582.61 ha) en las provincias de Santa Cruz, Chota, San Miguel, San Ignacio, Contumazá, Hualgayoc, Jaén, Cutervo, Celendín, San Pablo, Cajamarca y San Marcos, obteniéndose resultados de evaluación estadísticamente significativos, con un área bajo la curva (AUC) de 0.908 para los datos de formación y 0.963 para los datos de prueba.

**Palabras clave:** Modelamiento, nicho ecológico, áreas potenciales, distribución, MaxEnt, *Podocarpus oleifolius*.

## ABSTRACT

This study focuses on the Modeling of Potential Species Distribution, an essential tool in ecology. The main objective was to identify the current ecological niche and generate a predictive model of the potential distribution areas of *Podocarpus oleifolius* D. Don in the Cajamarca Region. For this purpose, the MaxEnt algorithm was used, employing a dataset of 88 occurrence records and 22 environmental variables downloaded from WorldClim at a 1 km<sup>2</sup> resolution. The results identified the current distribution areas in the provinces of Celendín, Chota, Contumazá, Cutervo, Hualgayoc, Jaén, San Ignacio, San Miguel and Santa Cruz; and potential distribution areas totaling 895.82 km<sup>2</sup> (89,582.61 ha) in the provinces of Santa Cruz, Chota, San Miguel, San Ignacio, Contumazá, Hualgayoc, Jaén, Cutervo, Celendín, San Pablo, Cajamarca and San Marcos. The evaluation yielded statistically significant results, with an area under the curve (AUC) of 0.908 for training data and 0.963 for test data.

**Keywords:** Modeling, ecological niche, potential areas, distribution, MaxEnt, *Podocarpus oleifolius*.

## I. INTRODUCCIÓN

La especie de *Podocarpus oleifolius* D. Don, más conocida en el Perú como “saucesillo”, es una de las coníferas nativas de Sudamérica, forma parte de la composición de los bosques montanos tropicales y muy apreciada por su madera. Esta especie forma parte de los bosques montanos relictos del norte del país, que vienen siendo formaciones con una alta diversidad y endemismos, pero a la vez considerados como ecosistemas muy frágiles. Al igual que otras especies de la familia Podocarpaceae, los saucesillos son fundamentales para la estructura y el equilibrio de los ecosistemas que habitan, cumpliendo un papel importante en el mantenimiento de la integridad ecológica de estos bosques y aportando múltiples servicios cruciales para la población de esas zonas (Vicuña, 2005).

El modelado de nicho ecológico es una técnica basada en la coincidencia de la distribución estimada de una especie con la distribución conocida o deducida a partir de las condiciones ambientales dónde se ha observado (Ferrer, 2012). Ha sido utilizado ampliamente para predecir hábitats climáticos adecuados y evaluar los impactos potenciales del cambio climático (Pearson et al., 2007; Murray et al., 2018). Entre Los algoritmos más ampliamente utilizados esta MaxEnt, el cual se consideró para el presente estudio por ser estable, predecible (Li et al., 2016), requerir solo datos de presencia y poder realizar un mejor análisis de respuesta en varias gradientes ambientales (Guevara et al., 2017).

Actualmente, en el Perú los estudios de modelamiento de nicho ecológico de especies forestales han ido incrementándose, en la presente investigación se plantea generar un modelo predictivo de distribución potencial de *Podocarpus oleifolius* D. Don en la Región Cajamarca, considerando que los problemas que enfrenta esta especie podrían impulsar un cambio en su distribución a futuro disminuyendo la posibilidad de recuperación de las poblaciones lo que representaría un mayor reto para su conservación.

### 1.1. Problema de investigación

La familia Podocarpaceae corresponde al grupo de las coníferas nativas más abundantes con más de 185 especies. En el Perú habita una de las especies más destacadas de esta familia el *Podocarpus oleifolius*, conocido comúnmente como “saucesillo”. Esta especie, considerada valiosa por sus propiedades ecológicas y maderables, ha visto reducida su presencia debido a la deforestación, la fragmentación de hábitats por más de un siglo de incesante explotación y el avance actual de actividades agropecuarias (Castillo y Peralta, 2007; Galárraga, 2013; Encarnación, 2019), lo que ha llevado a que en la actualidad en el Perú esta especie esté considerada como amenazada en categoría de Vulnerable y protegida por legislación mediante Resolución Ministerial N° 505-2016-MINAGRI.

La distribución de *Podocarpus oleifolius* en la región Cajamarca presenta una marcada discontinuidad y un patrón altamente fragmentado, localizándose principalmente en áreas específicas como los bosques de Cachil (Contumazá), Tongod-Quellahorco (San Miguel) y diversas localidades de San Ignacio. Esta distribución no es homogénea, sino que se da en zonas aisladas dentro de un territorio complejo desde el punto de vista ecológico y altitudinal, principalmente en bosques montanos situados por encima de los 1000 m de altitud en la vertiente occidental de los Andes (Vicuña-Miñano, 2013).

A pesar de la gran importancia ecológica, social y ambiental que posee esta especie, la falta de registros actualizados y sistemáticos sobre su presencia limita significativamente la comprensión de su nicho ecológico y de los factores que determinan su distribución espacial. Asimismo, la escasa información ambiental detallada dificulta la identificación de áreas con condiciones óptimas para su desarrollo, lo cual representa una barrera para el diseño de estrategias de conservación, restauración ecológica y uso sostenible basadas en evidencia científica.

## 1.2. Formulación del problema

¿Cuál es el área potencial de distribución de *Podocarpus oleifolius* D. Don en la Región Cajamarca?

## 1.3. Justificación

*Podocarpus oleifolius* es una conífera nativa del Perú altamente valorada, que forma parte de los bosques montanos relictos del norte del país. Desempeña un papel fundamental en la conservación de la integridad ecológica de estos ecosistemas, al brindar servicios ecosistémicos clave como el refugio para la fauna silvestre. Además, su madera, de múltiples usos, representa un recurso importante para la economía de las poblaciones locales, lo que refuerza su relevancia tanto ecológica como socioeconómica (Vicuña, 2005; Tesfamariam et al., 2022). Con este estudio se refuerza las teorías de su distribución, ya sea confirmando a las que existen o ampliando la información de área de extensión.

Los modelos de nicho ecológico tienen un gran número de aplicaciones llegando a ser una herramienta de mucha utilidad para la descripción de las distribuciones geográficas, en la identificación de áreas para reforestación o reintroducción de poblaciones perdidas, así como en el análisis del estado de amenaza de especies, poblaciones y ecosistemas (Mota et al., 2020); aunque es un tema bien conocido y aplicado en muchos países, y considerando el gran desarrollo de los sistemas de información geográfica (SIG) y las técnicas estadísticas aplicadas durante los últimos años; en nuestro país muchas veces no se toma en consideración este tema en los estudios realizados. Con lo dicho se refuerza la metodología existente para este tipo de determinaciones con el uso de herramientas cartográficas y de variables climáticas y se combina con otras técnicas innovadoras.

El modelado de la distribución de especies ha estimulado el desarrollo de numerosos modelos estadísticos con amplios potenciales de aplicación en biogeografía, biología de la conservación y ciencias ecológicas (Elith et al., 2011; Castilho, 2015), demostrando que mejoran en gran medida los programas de planificación de la conservación. Entre los

diferentes modelos estadísticos usados, el algoritmo de máxima entropía (MaxEnt) se ha utilizado ampliamente por su rendimiento de predicción comparativamente mejor (Girma et al., 2015; Abrha et al., 2018). Esta herramienta ofrece ventajas significativas, permitiendo entender la distribución espacial de la especie sin la necesidad de costosas salidas de campo, convirtiéndose en una estrategia eficiente y efectiva para la investigación y conservación (Vásquez, 2024).

Identificar el nicho ecológico actual y las áreas potenciales resulta vital para que la especie logre establecerse y mantenerse frente a las amenazas del cambio climático y actividades antrópicas, así mismo, proporcionará una línea base esencial para comprender los factores determinantes de su distribución, lo que ayudará a generar políticas, para la toma de decisiones en forestación, reforestación, restauración y conservación de esta especie nativa en peligro.

#### **1.4. Objetivos**

##### **1.4.1. Objetivo general**

Determinar el nicho ecológico y las áreas potenciales de distribución del *Podocarpus oleifolius* D. Don en la Región Cajamarca.

##### **1.4.2. Objetivos específicos**

- Identificar el nicho ecológico actual de *Podocarpus oleifolius* D. Don.
- Modelar las áreas potenciales de distribución de *Podocarpus oleifolius* D. Don.

#### **1.5. Hipótesis**

La distribución actual de *Podocarpus oleifolius* D. Don abarca bosques de las provincias de Contumazá, San Miguel y San Ignacio de la Región Cajamarca, y su distribución potencial se extenderá por las provincias de Contumazá, San Miguel, San Pablo, San Ignacio, Jaén y Santa Cruz con un área potencial de 1000 km<sup>2</sup>.

## II. REVISIÓN DE LITERATURA

### 2.1. Antecedentes

Reynoso et al. (2018) modelaron el nicho ecológico óptimo para determinar la distribución potencial de *Pinus pseudostrobus* y *P. oocarpa* en México, mediante el procesamiento cartográfico de variables topográficas, climáticas, edáficas, ecológicas y modelos de nicho ecológico (MaxEnt). Se utilizaron 220 datos de presencia de *P. oocarpa* y 52 para *P. pseudostrobus* obtenidos de la Red Mundial de Información sobre Biodiversidad, Global Biodiversity Information Facility, del Missouri Botanical Garden y del Herbario Nacional de México (MEXU). La distribución potencial de la especie fue modelada con 500 y 1 000 iteraciones a través de las regresiones de tipo Logistic, Cumulative y Cloglog. La validación estadística se realizó con 28 % de los datos para cada taxón con las técnicas Crossvalidate y Bootstrap. La variable que más influyó en la presencia o ausencia de las especies fue la altitud con 84.5 y 97.3 % para *P. oocarpa* y *P. pseudostrobus*, respectivamente. Los resultados del modelo permitieron ubicar áreas óptimas para el establecimiento de UPGF (Unidades Productoras de Germoplasma Forestal).

Ornelas et al. (2019), en México, evaluaron la variación genética de 29 poblaciones de *P. matudae*, *P. guatemalensis* y *P. oleifolius* (Podocarpaceae), donde realizaron el modelado de nicho ecológico (MNE) para probar la generalidad de los escenarios demográficos y genéticos para especies adaptadas al bosque nuboso en Mesoamérica. Los resultados del MNE sugirieron que las poblaciones de *P. matudae* y *P. oleifolius* de las tierras altas experimentaron expansiones hacia elevaciones más bajas durante el Último Máximo Glacial (LGM); contrariamente a las predicciones de los dos modelos de precipitación y los altibajos de elevación para los taxones del bosque nuboso durante el LGM, la diferenciación genética y la distribución prevista del hábitat adecuado respaldaron la hipótesis de que *P. matudae* y *P. oleifolius* permanecieron in situ durante el LGM. Concluyeron que la distribución del bosque nublado se fragmentó y se extendió hacia las tierras bajas durante el LGM.

Manzanilla-Quijada et al. (2020) seleccionaron áreas idóneas en México con potencial para la producción de semillas de *Pinus chihuahuana* y *Pinus leiophylla*, donde utilizaron puntos de registros y variables ambientales que fueron procesados con el algoritmo MaxEnt, y junto a los datos dasométricos del Sistema Biométrico Forestal para el manejo de los bosques de México (SiBiFor), se estimaron 3,671,978 ha como zonas de alta idoneidad para *P. chihuahuana* en la Sierra Madre Occidental y 420,860 ha para *P. leiophylla* en la Faja Volcánica Transmexicana; siendo las variables con mayor contribución al modelo la temperatura media anual y la temperatura mínima del mes más frío para *P. chihuahuana*, y para *P. leiophylla* fueron la temperatura media anual y la vegetación.

Boral y Moktan (2021) investigaron la distribución potencial de *Swertia bimaculata* en la región de Darjeeling-Sikkim en el Himalaya oriental en escenarios climáticos actuales y futuros de GFDL-CM3 para el año 2050 y el año 2070 a través de 16 datos de presencia, 22 variables bioclimáticas de WorldClim y el software MaxEnt. Sus resultados mostraron que la evaluación del hábitat de la especie reveló una distribución baja y esporádica de la especie dentro del área de estudio; así mismo, observaron una disminución significativa en el posible rango de distribución de la especie en el escenario climático futuro con una disminución del hábitat de 869,48 a 0 km<sup>2</sup>; finalmente los mapas resultantes del proceso de modelación mostraron un cambio significativo hacia arriba en el rango de especies a lo largo del gradiente altitudinal. Recomendándose que dichos resultados debían tomarse con cautela dado el bajo número de ocurrencias utilizadas en el modelado.

Tesfamariam et al. (2022) modelaron la distribución real y predijeron hábitats ambientalmente adecuados en Etiopía para *Podocarpus falcatus* (especie nativa localmente amenazada). Combinaron muestras de presencia, variables bioclimáticas y predictores topográficos para ejecutar un modelo MaxEnt y producir un mapa de idoneidad del hábitat generado por el modelo con una precisión de AUC de 0,783. Entre las variables utilizadas para el modelado, encontraron que el rango de elevación es un predictor clave de la distribución de *Podocarpus*, seguido por la precipitación del trimestre más seco y la

Isotermalidad; pronosticaron además que, una extensa área (> 48%) del paisaje estudiado es ambientalmente adecuada para la especie objetivo; sin embargo, sólo una pequeña porción de terreno abierto está disponible para rehabilitación debido a que el área había sido cultivada intensivamente para sustentar a la población densamente habitada., por lo que las áreas potenciales para una plantación de árboles de *Podocarpus* en pequeña escala siguen siendo sitios de bolsillo en lugares religiosos y alrededor de las granjas de los agricultores.

Konwar et al. (2023) en la India, realizaron la identificación de áreas prioritarias de conservación de *Nepenthes khasiana*, una especie en peligro de extinción utilizando modelos de nicho ecológico, además de pronosticar los efectos de las condiciones climáticas actuales y futuras en su distribución en todo el noreste de la India. Utilizaron 30 datos de ocurrencia, predictores bioclimáticos y variables del modelo BCC-CSM1.1 y WorldClim, obteniendo resultados que mostraron relaciones significativas entre la precipitación anual, la precipitación en el mes más seco, la estacionalidad de la precipitación, la isotermalidad del rango anual de temperatura, el rango diurno medio [media mensual (temperatura máxima - temperatura mínima) y la distribución de las especies analizadas; así mismo, el rendimiento óptimo del modelo estuvo representado por el valor AUC de  $0,972 \pm 0,007$ , el cual predijo que el 10,70% de la región nororiental de la India era climáticamente adecuada y que se expandirá bajo RCP4.5 y RCP6.0, alcanzando el 15,35% y el 12,64%, respectivamente. Concluyeron que, de acuerdo al análisis de los resultados del modelado, el cinturón de Nokrek y las colinas de Khasi son regiones muy adecuadas para la reintroducción de la especie. Este estudio revalidó el MNE como un medio eficaz para identificar nuevas poblaciones y predecir la influencia del cambio climático en el hábitat futuro, lo que puede beneficiar las estrategias concurrentes de gestión de especies.

Feng et al. (2024) realizaron una evaluación de la dinámica de nicho y la conectividad de la población de *Emmenopterys henryi* (especie de árbol en peligro de extinción) para comprender las implicaciones para la conservación y la gestión de la especie en China. Emplearon 38 puntos de presencia y 19 variables bioclimáticas que finalmente se redujeron

a 5 variables no correlacionadas (isoterma (bio 3), temperatura mínima del mes más frío (bio 6), temperatura media del trimestre más húmedo (bio 8), temperatura media del trimestre más cálido (bio 10) y precipitación del mes más seco (bio 14)). para el modelado. Sus resultados resaltan el papel fundamental de los modelos de nicho ecológico (MNE) a escala fina y los análisis de conectividad genética para dilucidar las complejidades de la evolución del nicho y la conectividad genética; así mismo, sus hallazgos también ofrecen información valiosa para diseñar estrategias de conservación específicas destinadas a restaurar la conectividad y aumentar la población local.

Navarrete (2019) determinó la distribución potencial de cinco especies forestales representantes de bosques andinos y bosques secos. Los registros de ocurrencias de las especies fueron obtenidos de herbarios físicos y digitales, así como las variables ambientales se obtuvieron de bases digitales climáticas. Para el modelamiento se utilizó el algoritmo MaxEnt con una combinación de 35 configuraciones en parámetros. Teniendo como resultado que las variables que mayor aporte tienen fueron la precipitación en el periodo más seco y la isothermalidad. Los modelos de *Buddleja incana* y *Polylepis racemosa* fueron considerados como de alta predictibilidad. Sin embargo, las distribuciones obtenidas para *Cedrela kuelapensis*, *Tecoma rosaefolia* y *Esenbeckia cornuta* deben considerarse como primeras aproximaciones geográficas a su distribución.

Lozano (2020) realizó el modelamiento de nicho ecológico para las especies *Cedrela montana* Moritz ex Turcz, *Cedrela odorata* L. y *Cedrelinga cateniformis* Ducke en el ámbito del departamento de Amazonas. Partiendo de información cartográfica de árboles georreferenciados para permisos de aprovechamiento otorgados por la autoridad forestal durante los años 2013 al 2015. Obteniendo resultados con probabilidad de presencia alta (75 – 100 %) en la distribución de nicho ecológico, presentando áreas potenciales de 24 099. 43 hectáreas para *Cedrelinga Cateniformis* Ducke., entre los 200 a 800 m.s.n.m., comprendido en las provincias de Condorcanqui y Bagua; la especie *Cedrela odorata* presentó un nicho ecológico potencial de 114 537.02 hectáreas, entre las provincias de Condorcanqui, Bagua y

Bongará, en un rango altitudinal de 250 a 1200 m s.n.m., finalmente la especie *Cedrela montana* Moritz ex Turcz. presentó un área potencial de 85 082.22 hectáreas distribuido en un rango altitudinal 750 a 2100 m s.n.m., altitudes comprendidas en los distritos de las provincias de Bagua, Bongará, Luya, Utcubamba y Rodríguez de Mendoza.

Navarro et al. (2020) realizaron el modelamiento de nichos ecológicos de flora amenazada para escenarios de cambio climático en el departamento de Tacna – Perú, utilizaron 19 variables bioclimáticas, cinco de radiación solar, altitud, software MaxEnt y coordenadas geográficas de presencia de cinco especies de flora categorizada (*Buddleja coriacea* J. Remy, *Carica candicans* A. Gray, *Haplorhus peruviana* Engl, *Kageneckia lanceolata* Ruiz & Pav y *Weberbauerella brongniartoides* Ulbr.); con esto modelaron sus nichos ecológicos actuales y proyectados a los cuatro escenarios futuros de emisiones (2050 y 2070). Obteniendo como resultados que el nicho ecológico de *Buddleja coriacea* disminuirá en más del 80% por variaciones futuras de precipitación y temperatura consecuencia del cambio climático, mientras que *Carica candicans*, *Haplorhus peruviana*, *Kageneckia lanceolata* y *Weberbauerella brongniartoides* se mantendrán e incrementarán, por lo que dedujeron que sus categorías de amenaza derivan principalmente por actividad antropogénica. Concluyeron que estos modelos mejoran significativamente la comprensión del funcionamiento ecosistémico, otorgando información útil para diseñar políticas y acciones de conservación que orienten la gestión territorial hacia la estrategia de adaptación basada en ecosistemas.

Saucedo y Amaya (2021) determinaron las áreas de distribución potencial del algarrobo (*Prosopis pallida* (Hum. & Bonpl. Ex Willd.) Kunth) en los Bosques Estacionalmente Secos del Marañón y recomendar espacios potenciales para la recuperación del recurso; emplearon para ello 62 individuos de la especie y 19 variables bioclimáticas de WorldClim, bajo el principio de Máxima Entropía (MaxEnt). Su modelo determinó que sólo seis variables bioclimáticas (Bio1, Bio2, Bio3, Bio4, Bio12, Bio15) fueron las responsables del modelo de distribución de la especie, siendo la variable Bio12 (Precipitación promedio anual) la más

importante con un 38,3% de presencia según la prueba de Jackknife y un Área Bajo la Curva (AUC) de 0.998. Finalmente mostraron que las áreas potenciales abarcan una extensión de 4 211 Km<sup>2</sup>, destacando la importancia de la variable Bio12 debido a que la precipitación anual en el área de estudio varía de 50 a 250 mm (períodos secos) y de 250 a 600mm (periodos lluviosos), lo que favorecería el desarrollo de la especie.

Enríquez (2021) realizó el modelamiento de la distribución potencial de *Polylepis rodolfo vasquezii* y *Polylepis canoi* en función a factores climáticos, topográficos y edáficos en Junín mediante el uso de algoritmos de predicción como MaxEnt y Random forest; llevando a cabo dos procesos de modelado (Máxima entropía y Random Forest) para verificar el algoritmo con mayor capacidad predictiva. Analizó variables bioclimáticas, edáficas y de teledetección, los que fueron sometidos a correlación para priorizar las variables más importantes. Sus resultados mostraron que los factores edáficos tienen mayor influencia en la distribución potencial para ambas especies, mostrando un área potencial de 22 620.95 hectáreas para *P. rodolfo-vasquezii* y 46 815.58 hectáreas para *P. canoi* con posibilidad de restauración. La capacidad de predicción de los modelos generados fue para MaxEnt un AUC de 0.998 y para Random forest un AUC de 0.503 en *P. Rodolfo vasquezii*, mientras que el AUC para *P. canoi* fue de 0.995 MaxEnt y 0.498 en Random Forest. Concluyó que los MDE son herramientas prácticas para la restauración de ecosistemas, y MaxEnt es el algoritmo con mayor capacidad predictiva.

Quispe (2022) realizó el modelamiento de los efectos del cambio climático en la distribución potencial de seis especies del género *Polylepis* en los Andes Peruanos, para lo cual empleó 118 puntos de presencias de las especies y capas climáticas actuales y proyectadas para el 2070, empleando el algoritmo de Máxima Entropía. Sus resultados muestran un buen desempeño del modelo con área bajo la curva (AUC) superiores a 0.9 para todas las especies, determinando que, las áreas de distribuciones potenciales de las especies estudiadas, están migrando a mayores altitudes y sus áreas de distribución se reducen a causa del futuro cambio climático, como es el caso de *Polylepis albicans*, *Polylepis argénte*a,

*P. flavipila*, *Polylepis multijuga*, *P. rodolfo-vasquezii* y *Polylepis subsericans*. Así mismo ubicó las regiones prioritarias para la conservación y las áreas naturales protegidas de alta prioridad para la preservación de las especies estudiadas, concluyendo que las áreas de conservación regional y privadas, son importantes en la conservación de *Polylepis*.

Maslucan (2023) realizó el modelamiento de la distribución de cinco especies forestales; utilizando datos de presencia proveniente de inventarios de planes de manejo otorgados en Comunidades Nativas, Campesinas y Predios Privados entre 2016-2021 en el departamento de Amazonas. Su análisis consideró el volumen de aprovechamiento otorgado por cada especie, así como identificar su estado de amenaza. Para esto empleó el método de modelo de Máxima Entropía (MaxEnt), con 14 variables: 5 bioclimáticas, 5 edáficas, 3 topográficas y 1 variable de cobertura vegetal. Esto permitió identificar la distribución potencial para: *C. cateniformis*, *A. leiocarpa*, *C. decandra* y *C. pentandra*, principalmente en las provincias de Bagua, Condorcanqui y Utcubamba; y la especie *C. montana* presentó una distribución principalmente en las provincias de Rodríguez de Mendoza y Bongará. Finalmente, obtuvo la distribución potencial en áreas que conforman el Sistema de Conservación Regional (SICRE), obteniendo en la Reserva comunal (1 566.31 ha), Santuario Nacional (567.96 ha), Zona Reservada (10 465.75 ha), Área de conservación Regional (5 626.95 ha), Áreas de Conservación Privada (27 633.5 ha) y 219 414.36 ha en Zonas de Amortiguamiento respectivamente.

Soberón (2023) realizó el modelamiento del nicho ecológico de la especie *Ceroxylon quindiuense* en el Parque Nacional de Cutervo para su conservación actual y futura ante un eventual cambio climático. Para lo cual empleó el software MaxEnt, 316 puntos de presencia de la especie en el área de estudio y 19 variables bioclimáticas disponibles en WorldClim. Su modelo determinó que solo siete variables bioclimáticas (Bio1, Bio2, Bio3, Bio5, Bio12, Bio15 y Bio19) fueron responsables del modelo de distribución de la especie siendo la variable Bio1 (Temperatura promedio anual), la más importante con 33.4% de presencia según la prueba de Jackknife y un Área Bajo la Curva (AUC) de 0.999% para el tiempo actual (Antes de la

revolución Industrial); seguida de la variable Bio1 (Temperatura promedio anual) con 33.4 % la que contribuyó con mayor porcentaje y la variable Bio3 (Isotermalidad  $(\text{Bio}_1/\text{Bio}_7) * 100$ ) con 37.6% y un (AUC) de 0.995% para el tiempo futuro.

## **2.2. Bases teóricas**

### **2.2.1. Modelamiento de Nicho Ecológico**

#### **2.2.1.1. Definición de nicho ecológico**

Según Grinnell (1917) el nicho ecológico es la unidad de distribución final, en la que cada especie está condicionada por sus limitaciones instintivas y estructurales, lo que significa que, cada especie con sus características propias (fisiológicas, morfológicas y de comportamiento), hacen posible que ocupen determinados espacios ofrecidos por la naturaleza. Lo que se precisa más con el concepto de Hutchinson (1957), quien propuso que el nicho ecológico es una propiedad directa de la especie y que representa “todas aquellas condiciones óptimas en el hipervolumen n-dimensional (condiciones bióticas y abióticas) en las cuales la especie puede y podría lograr su desarrollo y subsistencia”.

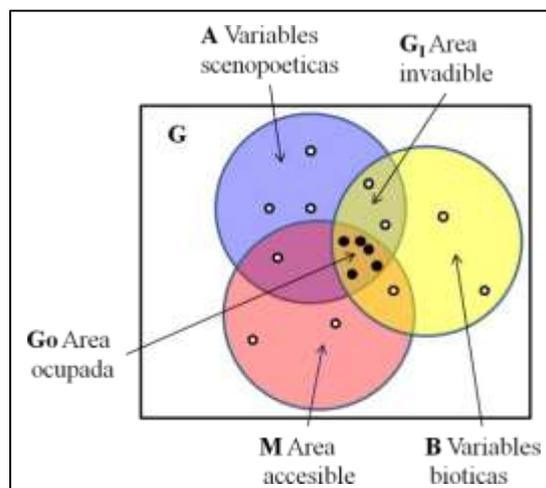
Es importante tener claro que el nicho ecológico comprende una propiedad de la especie y no del medio ambiente, como lo mencionó el autor anterior, además se debe apreciar como un espacio que evoluciona y su estructura se constituye por el desempeño de una especie medido en términos de adecuación (Soberón y Nakamura, citado por Arias, 2016).

Teniendo claro lo anterior, se distinguen dos tipos de nicho ecológico: el Nicho Fundamental que está representado por todas las condiciones abióticas en el que una especie potencialmente podría vivir; y el Nicho Realizado o Efectivo que es un subconjunto del nicho fundamental, una fracción del hipervolumen que la especie realmente ocupa y está restringido debido a la presencia de las interacciones bióticas con otras especies como se muestra en la Figura 1 (Hutchinson, 1957).



Figura 2

Diagrama BAM.



Fuente: Soberón y Peterson (2005).

El primer factor se refiere a la presencia de las condiciones bióticas (“B”) necesarias para la especie, por ejemplo, interacciones con otras especies o la disponibilidad de recursos; el segundo factor corresponde con las condiciones abióticas (“A”); es decir, las variables ambientales; y finalmente, el tercer factor, que representa el área o espacio geográfico que ha sido accesible para la especie (“M”) y sobre el cual ha tenido tiempo de explorar de acuerdo a sus capacidades de dispersión y movilidad en un periodo temporal dado. El área donde se intersectan los tres subconjuntos corresponde al área teóricamente ocupada por la especie ( $G_o$ ), viene siendo la parte del mundo que cuenta con condiciones ambientales y bióticas favorables y que ha estado accesible a la especie. Por otro lado, el área de intersección entre las condiciones bióticas y abióticas adecuadas, pero no accesible para la especie (existencia de barreras), corresponde con un área potencial de invasión ( $G_i$ ); donde la suma de  $G_o$  y  $G_i$  corresponde con la geografía potencial o  $G_P$  (Soberón y Peterson, citado por Mota et al., 2019).

Se debe tener claro lo que se obtiene tanto en el modelado del nicho ecológico (MNE) y en el modelado de distribución de especies (MDEs), ya que es muy común confundir las tres áreas ( $G_o$ ,  $G_i$  y A). Si se realiza el trabajo con datos de presencia y ausencias verdaderas, mediante algoritmos de regresión, se está aproximando a  $G_o$ ; sin datos de ausencia

verdadera, los diferentes algoritmos están produciendo estimaciones más aproximadas de A (Jiménez et al., 2008; Soberón y Nakamura, 2009).

### **2.2.1.3. Modelos de nicho ecológico (MNE) y Modelos de distribución de especies (MDEs)**

Es muy común encontrar estos términos: Modelos de Nicho Ecológico (MNE) y Modelos de Distribución de Especies (MDE), ambos términos no son equivalentes y percibirlos como tal lleva a confusión y problemas de interpretación de resultados, por lo que se deben diferenciar (Mota et al., 2019).

Para comprender un poco mejor debemos conocer que es un modelo, su definición nos dice que es una representación parcial de la realidad que refleja algunas de sus propiedades; considerándose simplificaciones de un objeto de la realidad, debido tanto a la necesidad de reducir la complejidad de tal objeto como a nuestro desconocimiento de muchas de sus propiedades, por lo que viene siendo una herramienta que nos ofrece una versión manejable del objeto adaptada a nuestros recursos intelectuales y a nuestras herramientas de procesamiento y análisis de datos (Joly 1988 citado por Benito, 2015).

De esta forma tenemos los Modelos de distribución de especies (MDE), que son representaciones cartográficas de la idoneidad de un espacio para la presencia de una especie en función de las variables empleadas para generar dicha representación. La idoneidad no es más que la relación matemática o estadística entre la distribución real conocida y un conjunto de variables independientes (geológicas, topográficas o climáticas) que se usan como indicadores (Guisan y Zimmermann, 2000).

Los Modelos de nicho ecológico (MNE), sin embargo, vienen siendo instrumentos que nos permiten analizar los factores ecológicos asociados a distintas poblaciones de determinada especie y que la influyen en distintos grados y modos, información que analizada por distintos tipos de algoritmos posibilita proyectar a nivel geográfico o el área potencial que ocupa la especie. Los MNE son probablemente el medio más robusto, de los disponibles

actualmente, para la estimación real de posibles áreas de distribución geográfica de las especies (Guisan y Thuiller, 2005; Lozano, 2020; Ulate, 2016).

Los Modelos de Nicho Ecológico están relacionados con las condiciones ambientales y bióticas asociadas a las especies; es decir, a los nichos ecológicos. En cambio, los Modelos de Distribución de Especies se refieren a partes de la geografía del planeta donde se encuentran las condiciones ambientales para la presencia de una especie; es decir, a las distribuciones geográficas (Peterson y Soberón, 2012). Ya sea en el modelado del nicho ecológico o de los modelados de distribución de especie o del modelado de hábitat, el propósito es el mismo: identificar los sitios adecuados para la supervivencia de las poblaciones de una especie por medio de la identificación de sus requerimientos ambientales (Soberón y Nakamura, 2009).

#### **2.2.1.4. Dualidad de Hutchinson**

Para entender cómo funcionan los modelos de nicho ecológico, es necesario saber que estos modelos se desarrollan en dos espacios: El espacio geográfico (bidimensional) denotado por G y el espacio ecológico o ambiental (multidimensional) denotado por E, este último abstracto (Soberón et al., 2017).

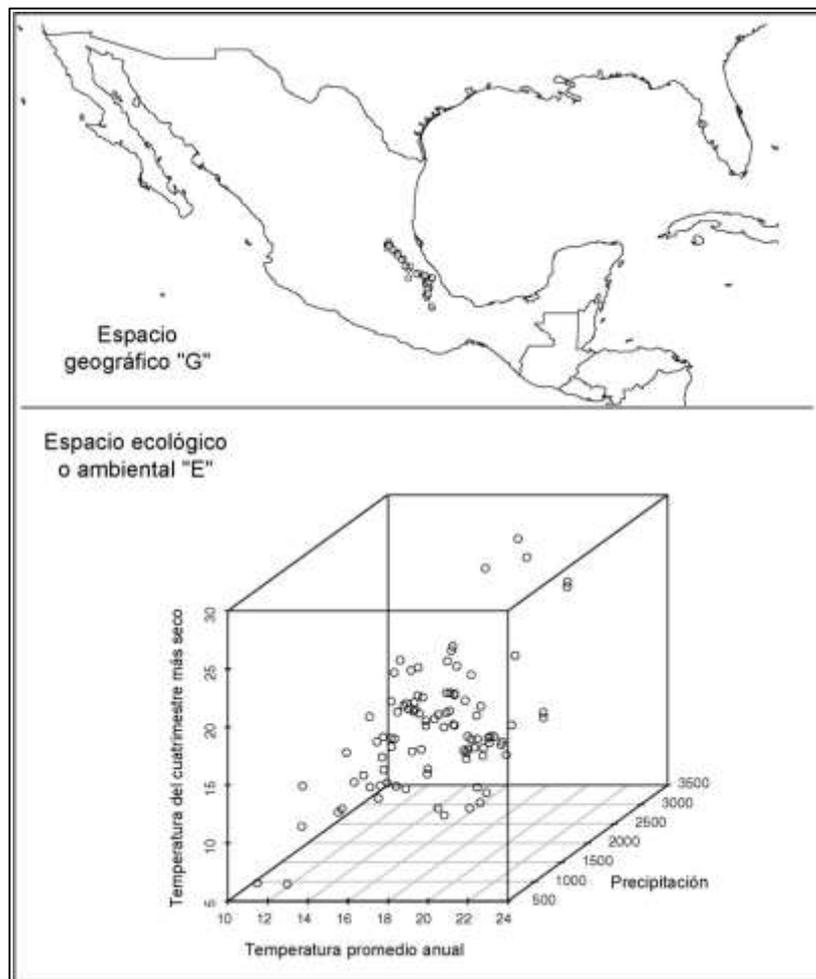
El primero determina la posición geográfica dentro del planeta (latitud y longitud) en la que se registra la presencia de las especies (localidades) así como las coberturas ambientales existentes en la geografía (clima, topografía, etc.). En cambio, el espacio ecológico o ambiental, es el espacio “n” dimensional representado por las variables ambientales y es en este espacio en el que se establece la correlación con los registros de presencia para la reconstrucción del nicho ecológico. A esta correspondencia existente entre ambos espacios se conoce como la “Dualidad de Hutchinson” (Colwell y Rangel, 2009).

La “Dualidad de Hutchinson” establece que, en un tiempo dado, a cada punto representado en el espacio geográfico (G), le corresponde una combinación de variables ambientales en el espacio ambiental (E). Esta combinación ser o no única, depende de la

resolución de la información ambiental, del número de variables usadas, y de su precisión (CONABIO, 2014).

**Figura 3**

*Representación de la dualidad de Hutchinson.*



Fuente: Mota et al. (2019).

En la Figura anterior se puede observar la representación de la dualidad de Hutchinson, en donde se muestra cómo los puntos de registros de presencia de una especie en la geografía G (espacio bidimensional) tienen una correspondencia con en el espacio ambiental E (multidimensional) que en este caso es expresado en tres variables. Los registros corresponden a una perdiz llamada Chivizcoyo (*Dendrortyx barbatus*) (Mota et al., 2019).

#### **2.2.1.5. Aplicaciones del modelado de nicho ecológico**

Los modelos de nicho ecológico según Mota et al. (2019) tienen diversas aplicaciones, pudiéndose nombrar las siguientes:

- Conservación y restauración ecológica de especies.
- La evaluación de los efectos del cambio climático en las especies y en los ecosistemas.
- La descripción y mejoramiento de las distribuciones geográficas de las especies, así como el reconocimiento de patrones biogeográficos.
- La evaluación del riesgo potencial de invasión de especies exóticas y su efecto sobre las comunidades nativas.
- El análisis del estado de amenaza de poblaciones.
- El entendimiento de patrones de diferenciación a través de análisis de conservadurismo y evolución de nichos ecológicos.
- El estudio de interacciones ecológicas.
- El análisis de la abundancia de las especies.
- La descripción y el mapeo de patrones epidémicos; el entendimiento de las distribuciones de tipo estacional y la migración.
- La identificación de áreas para reforestación o reintroducción de poblaciones, entre muchas otras.

#### **2.2.1.6. Modelado de nicho ecológico**

El modelado de nicho ecológico (MNE) es un proceso que consiste en caracterizar cada celda dentro de una región definida (área de estudio), en términos de valores cuantitativos relacionados con la idoneidad de hábitat en función de las condiciones ambientales presentadas en esa celda. Esta caracterización se dará a partir de puntos de presencia conocida. La caracterización de los valores de idoneidad es resultado de una función matemática, estimada entre puntos de presencia y los valores ambientales de cada celda. Dicha función puede producir diferentes resultados, dependiendo del algoritmo utilizado (Peterson et al., 2011).

Es importante considerar la finalidad por la que se está desarrollando el modelo, si está destinado a fines de predicción o de explicación. Los modelos orientados a la predicción

pueden utilizar métodos y datos que producen predicciones óptimas, pero que generan poca información para interpretar la relación entre las variables ambientales y la idoneidad de hábitat obtenida. Por otra parte, los modelos de nichos orientados a la explicación de variables ambientales pueden generar amplia información que manifieste la interacción entre variables, aunque no necesariamente producirán las mejores predicciones geográficas, sin embargo, algunos modelos pueden cumplir ambos fines de manera satisfactoria (Araujo y Guisan, 2006; Peterson, 2006; Peterson et al., 2011).

Además, se debe tener en cuenta algunos factores implícitos que operan a diferentes intensidades y a diferentes escalas en el proceso del MNE. Según Soberón y Peterson (2005) estos factores estarían divididos en 4 grupos:

- El primer grupo incluye a los factores abióticos (factores climáticos, topográficos, edáficos), que imponen limitantes fisiológicas a la capacidad de persistencia de la especie en un área.
- El segundo grupo incluye a los factores bióticos, referidos al conjunto de interacciones con otras especies que influyen sobre la capacidad de la especie de mantener sus poblaciones en un área determinada, las cuales pueden ser positivas (mutualismo) o negativas (competencia, depredación, enfermedades).
- El tercer grupo incluye factores históricos relacionados con la existencia de barreras físicas que limitan la capacidad de la especie a acceder a nuevas áreas aptas para mantener sus poblaciones.
- El cuarto grupo, usualmente no considerado, se refieren a la capacidad evolutiva de las especies de adaptarse a nuevas condiciones, aunque sus efectos en pequeños periodos de tiempo evolutivo parecen ser menores.

En un sentido estricto lo que se está modelando es el nicho efectivo o realizado y el resultado del análisis indicaría, con cierto valor de probabilidad, el espacio geográfico adecuado; por lo que las especies no podrían estar en el espacio predicho por efecto de: Interacciones bióticas con otros organismos (competencia, depredación, escasas de

alimento); dificultad para dispersarse en esos lugares (por tiempo o barreras geográficas y ecológicas); o haya sido removida o se haya extinguido (Arias, 2016; Lozano, 2020).

De lo anterior, estos dos autores concuerdan que:

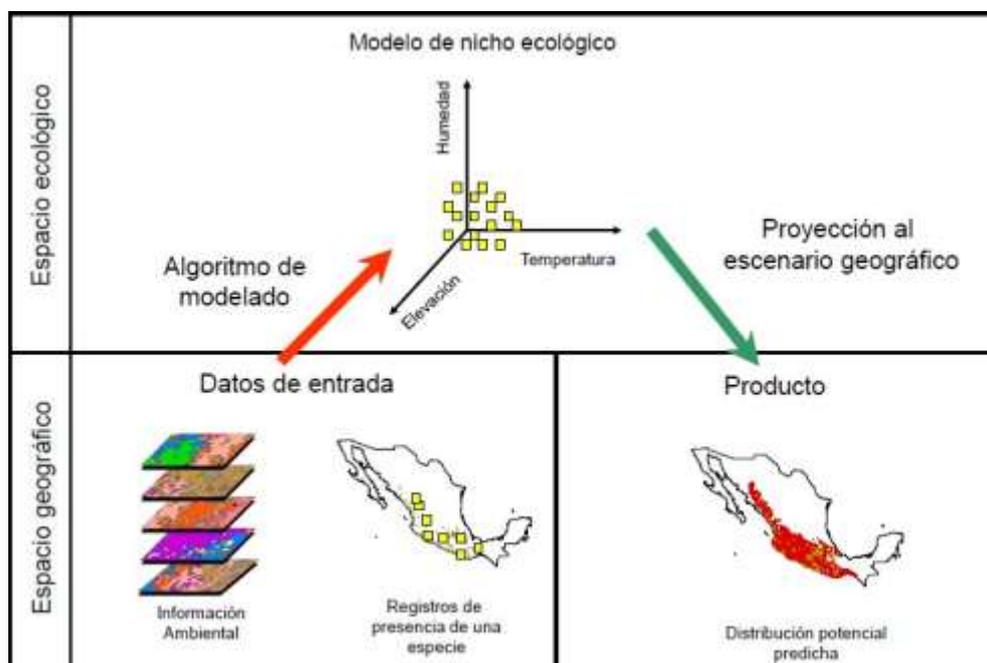
1. Las especies responden a reglas ecológicas que determinan su distribución en el espacio geográfico.
2. Estas reglas ecológicas son independientes del espacio geográfico, por lo que la especie puede ser predicha en lugares donde nunca ha sido registrada (nicho potencial). Este aspecto es importante ya que nos puede llevar a encontrar espacios geográficos en donde existen especies nuevas, que suelen ser especies hermanas de la que ha sido modelada, lo que nos indica que el nicho ecológico tiende a ser evolutivamente estable (conservadurismo del nicho).
3. También se puede afirmar que cada punto geográfico se corresponde con sólo un punto en el espacio ecológico, pero cada punto en el espacio ecológico se puede corresponder con más de un punto en el espacio geográfico.

Entrando en la parte de la construcción del modelo, para llevar a cabo el modelamiento es indispensable contar con dos tipos de datos de naturaleza geográfica: las localidades de presencia de la especie de interés y las coberturas ambientales en formato digital (Figura 4). Es importante resaltar que un proceso adecuado depende directa y sustancialmente de la calidad y veracidad de los registros utilizados, así como de la adecuada selección de variables para la caracterización del nicho ecológico (Mota et al., 2019).

Una vez obtenidos los modelos, estos pueden ser proyectados y visualizados en la geografía utilizando alguno de los Sistemas de Información Geográfica (SIG); los cuales permiten tanto la visualización de las localidades de presencia, de las coberturas ambientales o la distribución potencial de una especie producto de algún ejercicio de modelado. Elegir un SIG, dependerá de la capacitación que tenga el usuario para su utilización, pero también de la capacidad económica para acceder a ellos (Mota et al., 2019).

Figura 4

Modelado de Nichos Ecológicos y distribuciones geográficas.



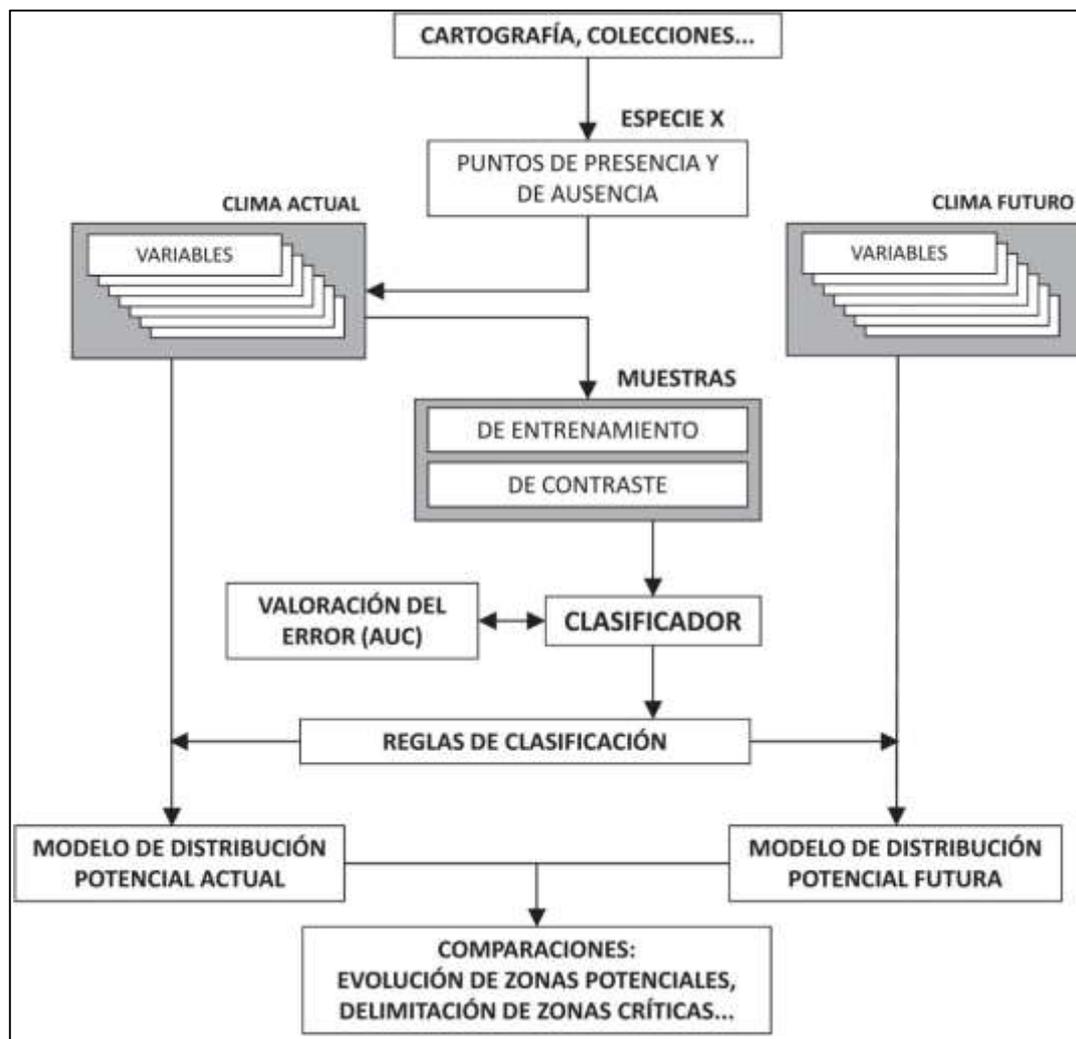
Fuente: OSINFOR (2013).

En la Figura 4 tenemos la representación gráfica de la construcción de un MNE en el cual se explica cómo se genera un MNE a partir de dos fuentes de información en el espacio geográfico (registros de la especie y variables ambientales), se combinan mediante algoritmos matemáticos en un espacio ecológico o ambiental y posteriormente se proyectan nuevamente al espacio geográfico (Mota et al., 2019).

Mateo et al. (2011) plantean un esquema (Figura 5) para el proceso del modelado del nicho ecológico y de la distribución de especies, dicho proceso se basa en una serie de premisas para guiar el flujo de trabajo.

Figura 5

Esquema de flujo de trabajo para la realización y validación de modelos de nicho ecológicos y distribución de especies.



Fuente: Mateo et al. (2011).

En la Figura 5 se observa como el proceso del MNE, parte de los datos de ocurrencia, las variables ambientales pueden ser de clima o diversas como fisiografía, altitud, pendiente, etc. El clasificador está constituido por el algoritmo a utilizar; la valoración de error se realiza a través de diversos estadísticos, y finalmente las reglas de clasificación son conocidas como umbrales de decisión, siendo estas no obligatorias y a criterio del investigador, ya que se puede presentar mapas continuos de distribución potencial o mapas binarios de acuerdo al objetivo y al tamaño de muestra de presencias (Navarrete, 2019).

### **2.2.1.7. Tipos de datos**

Existen tres enfoques básicos para el montaje y uso de datos para la modelización: el primero es utilizar solo datos de presencia, el segundo es usar datos de presencia y ausencia cuando estén disponibles, y el tercero es utilizar datos de presencia y una muestra de background o datos de pseudoausencia en lugar de ausencia (Graham et al., 2004).

#### **A) Datos de Presencia**

Según Mota et al. (2019), los datos de presencia son coordenadas geográficas; es decir, datos puntuales de latitud y longitud en donde se ha registrado la presencia de la especie. Para su obtención existen diversas fuentes de información tales como: 1) la observación directa en campo; 2) la literatura especializada; 3) las colecciones científicas, que representan una de las principales y más confiables fuentes debido a que cuentan con ejemplares de respaldo; y finalmente 4) las bases de datos compiladas y disponibles en internet, entre las que destacan el portal de la Infraestructura Global de Información sobre Biodiversidad (GBIF) o la Red Mundial de información sobre Biodiversidad (REMIB).

Además CONABIO (2014), señala que, el control de calidad de los datos de ocurrencia debe cumplir los siguientes requerimientos: (1) la nomenclatura debe ser consistente respecto a un concepto taxonómico, (2) la georeferenciación debe de hacerse de acuerdo a un sistema internacional estandarizado, (3) el radio de incertidumbre de los puntos georeferenciados se debe filtrar para retener solo los registros que cumplan un nivel de precisión adecuado al problema y razonablemente coincidentes con la resolución de los datos ambientales.

Peterson et al. (2011) nos indican que, es importante que los datos de presencia además de sus coordenadas y nombre de la especie, lleven información documentada referente a la entidad recolectora, el año de recolección, la precisión del equipo con el que se tomó el dato y la localidad de recolección, siendo estos lo que se denomina “metadata”.

El buen desempeño de los Modelos de Nicho Ecológico dependerá en gran medida de la calidad de los registros disponibles de las especies como se ha mencionado; por ello, es necesario hacer una depuración de los datos realizando una revisión detallada de los

registros y eliminar aquellos datos erróneos o dudosos. Boria et al. (2014) nos señalan que, durante este proceso como primer paso, se debe eliminar todos aquellos registros que estuviesen repetidos en más de una fuente de información. Como segunda opción se debe considerar la biología de la especie; por ejemplo, verificar aquellos registros ubicados en altitudes fuera del intervalo conocido. También es importante revisar la información climática asociada a los registros de presencia como análisis exploratorio de los datos, con ayuda de un SIG y con una gráfica de dispersión de puntos, donde aquellos registros que tiendan a alejarse notablemente del conjunto de la mayoría de los puntos, serían candidatos a ser revisados y corregidos o eliminados. Finalmente, un último paso es el de eliminar los registros considerando su posición dentro de un mismo pixel de las coberturas ambientales y realizar un análisis de la auto-correlación espacial entre los puntos lo cual va a disminuir los efectos asociados a los sesgos de muestreos durante el desarrollo de los Modelos de Nicho Ecológico.

Benito (2015) indica que los enfoques basados en solo-presencia exhiben como ventaja: una alta disponibilidad (colecciones virtuales), mientras que sus desventajas son: no permitir calcular probabilidad de presencia, no informan sobre sesgos en el muestreo y requieren mayor precisión en coordenadas geográficas.

En cuanto al número apropiado de registros de ocurrencia, la cuestión de los tamaños mínimos de muestra requerida para producir predicciones útiles permanece aún entre los temas difíciles de establecer. Existen estudios en los cuales evalúan los modelos con diferentes tamaños de muestras, está el caso de Pearson et al. (2007) quienes desarrollaron y evaluaron modelos para 13 especies en Madagascar con tamaños de muestra que variaban entre 4 a 23 registros de presencia, concluyendo que los modelos desarrollados con un enfoque de pequeñas muestras se debía interpretar como regiones identificadas con condiciones ambientales similares a aquellas prevalecientes y no como la predicción de límites reales de una especie. Finalmente, su análisis demostró que las predicciones geográficas a partir de pequeños tamaños de muestras pueden ser de gran valor para acelerar el descubrimiento de poblaciones y especies desconocidas.

## **B) Datos de Ausencia**

Los Modelos de Nicho Ecológico podrían verse verdaderamente favorecidos para lograr sus objetivos, si se usaran datos tanto de presencia como datos de ausencia verdadera (Lobo et al. 2010). Pero esto significa un problema serio ya que las ausencias son datos que muy rara vez pueden obtenerse (Mateo et al., 2010).

Por un lado, es difícil asegurar que una especie está ausente tan sólo porque no la registramos, ya que son múltiples las causas por las que no puede suceder esto, algunos ejemplos pueden ser: porque los métodos de muestreo no son los adecuados para su registro, porque las condiciones meteorológicas de los días de muestreo afectan su detección, porque la especie se extinguió localmente o se encuentra presente, pero en muy bajas densidades, o simplemente por azar. Esto hace de las ausencias elementos muy difíciles de obtener. Si erróneamente pensamos que es fácil reconocer sitios donde verdaderamente la especie de interés no está (como pudieran ser los picos nevados de las montañas para una especie tropical, o las zonas cálidas y húmedas para especies asociadas a sitios templados y secos) hay que considerar que las ausencias realmente informativas para reconstruir nichos ecológicos son aquellas cercanas a los límites de los nichos de las especies (Anderson, 2003).

Según Benito (2015) los estudios que trabajan con datos de presencia y ausencia manifiestan como ventajas que: permiten calcular probabilidad de presencia, tienen en cuenta el sesgo en el muestreo. Asimismo, como desventajas se tiene: la baja disponibilidad de datos de ausencia, o que la ausencia en realidad sea una falsa ausencia (producida por intervención humana como deforestación, cambio uso de suelo, falta de dispersión, etc.).

## **C) Pseudoausencia**

Dada la escasez de datos de ausencia, se suele recurrir a la generación de pseudoausencias por numerosos métodos (Stockwell y Peterson 2002). Las pseudoausencias son datos generados para simular las ausencias, tomando una muestra al azar de puntos en el área de distribución o especificando una región conocida hipotetizada

como desfavorable para la especie. Estas ausencias simuladas deben ser utilizadas con mucho cuidado ya que pueden generar un gran sesgo en el modelo, no obstante, si se tiene conocimiento ecológico amplio de la especie se puede determinar con mayor precisión las regiones desfavorables donde se puede generar un muestreo aleatorio de pseudoausencias (CONABIO, 2014).

Hay que tener en cuenta que la generación de pseudoausencias tiene como intención imitar las ausencias, pero tales datos típicamente sufren de incluir pixeles provenientes de áreas que en realidad la especie podría ocupar, lo que dificulta que se logre lo pretendido inicialmente. En conclusión, al trabajar con este tipo de datos los resultados deben interpretarse de manera diferente de aquellos basados en ausencia reales (Peterson et al., 2011).

Benito (2015) indica como ventaja de trabajar con datos de presencia-pseudoausencia, que las pseudoausencias son fáciles de generar; pero como desventajas que estos datos no son ausencias reales, no se tiene en cuenta sesgo en el muestreo y el criterio ecológico para generarlas es discutible.

#### **D) “Fondo” o Background**

Los datos de Background son pixeles muestra tomados al azar del área de referencia completa para cada variable ambiental. Estos datos, que en MaxEnt se usan para caracterizar el ambiente, y los datos de pseudoausencias, que en regresión se usan como sustitutos de ceros, son en concepto totalmente distintos, y no se deben confundir ni comparar (Elith et al., 2011).

Aunque los términos pseudoausencia y background se utilizan a veces indiscriminadamente, el muestreo de background en su conjunto se puede utilizar para caracterizar las condiciones ambientales presentes a través de la región de estudio (es decir, creando una muestra del "fondo" que potencialmente incluye sitios donde se ha observado la presencia de la especie). En contraste, el muestreo por pseudoausencia implica la selección

de áreas o sitios donde la especie no ha sido detectada (o a veces sólo del subconjunto de no detección de sitios donde se ha realizado el muestreo de presencia) (Peterson et al., 2011).

Según Benito (2015) los estudios que trabajan con presencia-background manifiestan como ventajas que: las muestras de background son fáciles de generar y no hay problema si solapan con las presencias. De la misma forma, como desventajas tenemos que: estos datos no funcionan bien para métodos como Random Forest, Support Vector Machines y al trabajar con métodos de regresión el background debe ponderarse.

#### **2.2.1.8. Variables ambientales**

Las variables ambientales que se utilizan para la caracterización del nicho ecológico, corresponden con mapas de coberturas digitalizadas en formato raster o ASCII, que son matrices de filas y columnas que contienen información sobre las condiciones presentes y se encuentran conformadas por celdas o píxeles que puede variar de resolución espacial; es decir, el tamaño de la celda: a un menor tamaño de celda, una mayor resolución espacial y viceversa, aunque ésta puede modificarse a través de diversos métodos de remuestreo. Las coberturas más frecuentemente utilizadas en el Modelado de Nicho Ecológico tienen una resolución espacial de 30 segundos de grado ( $\approx 1$  km) pero pueden llegar a ser de una escala más fina o más gruesa, dependiendo de la escala y la extensión en la que se plantea la pregunta biológica a resolver (Pearson y Dawson, 2003).

Las coberturas describen diferentes aspectos de la superficie del planeta e incluyen áreas terrestres y marinas; en las primeras se resaltan la topografía, el clima (temperatura, precipitación, humedad, evapotranspiración, etc.); y las segundas incluyen la profundidad, la salinidad, la clorofila disuelta, entre otras.

La importancia de estas variables ambientales radica en la relación que tienen con la especie y en cómo ello afecta su distribución. Las variables macro climáticas influyen en las distribuciones más gruesas, mientras que las características del paisaje (por ejemplo, cubierta vegetal) actúan a meso escala, y las características específicas del hábitat y las interacciones

bióticas tienen las influencias más fuertes a escala local, esto último enfocado cuando se hace MNE para animales (Mackey y Lindenmayer 2001, Pearson y Dawson, 2003).

Una pregunta clave es, por tanto: ¿cuáles y cuántas variables son necesarias para modelado del nicho de una especie?, las respuestas dependen claramente de la escala a la que se aborda el problema, los conocimientos disponibles sobre la autoecología de la especie en cuestión y la disponibilidad de datos de alta calidad (Peterson et al., 2011).

Gran parte de los investigadores prefieren utilizar variables preseleccionadas, que no se encuentren fuertemente correlacionadas y respondan a reglas fisiológicas de la especie, tales como temperatura y estrés hídrico. En cambio, cuando no existe conocimiento previo sobre factores claves de la especie se han usado grandes conjuntos de datos, aunque con fuertes críticas. Ambos extremos tienen sus inconvenientes: cuando se utilizan pocas variables se tiende a la subcaracterización del nicho; mientras que, el exceso de variables (la sobre-dimensionalidad) puede conducir a modelos de nichos excesivamente complejos, que pueden complicar el desarrollo del modelo y su caracterización para el objeto de estudio (Peterson et al., 2007).

Para evitar estos problemas, se han propuesto varias técnicas para explorar la interrelación entre las variables y reducir su dimensionalidad antes de iniciar el modelado (Navarrete 2019). Una de las más conocidas es el análisis de correlación múltiple que ha sido ampliamente utilizado por investigadores para identificar los conjuntos menos correlacionados de las variables. En otros casos han reducido la dimensionalidad de variables a través de análisis de componentes principales, el cual genera nuevas variables (en menor número que las originales) con la información sintetizada de las originales. Puede resultar que una variable sea producto de la combinación lineal de dos variables, en estos casos sugieren usar Variance Inflation Factor (VIF) con el fin de disminuir la colinealidad entre variables (Benito, 2015).

El autor anterior también señala que las matrices deben ser idénticas (igual resolución, igual extensión, igual celdas con valores nulos); y que las variables deben tener una baja colinealidad entre ellas para que puedan ingresar al modelado. CONABIO (2014) sugiere que

en general se debe evitar utilizar menos de diez variables o menos variables que puntos de ocurrencia.

Dentro de las coberturas más utilizadas en la actualidad se encuentran las variables bioclimáticas generadas a partir de interpolaciones de estaciones climatológicas. Según CONABIO (2014), existen diferentes fuentes digitales para la obtención de variables ambientales digitales, una de las más conocidas es WorldClim (Hijmans et al. 2005), esta base de datos contiene data de capas climáticas, con resoluciones desde 1 km, obtenidas de la interpolación de registros de estaciones climáticas entre 1950 – 2000, procedentes de diversas fuentes a nivel global, regional, nacional y local. Para productos de datos topográficos y derivados se encuentra Earth Resources Observation and Science (EROS) del servicio geológico americano. Si se desea trabajar con datos derivados de percepción remota como índices de vegetación, la plataforma de Global Land Cover Facility es una buena opción o las recientemente publicadas del proyecto CHELSEA (Karger et al., 2017), las cuales representan un resumen conglomerado de aspectos que son variantes de temperatura y precipitación para toda la superficie terrestre a diferentes resoluciones espaciales.

#### **2.2.1.9. Calibración y predicción del modelo**

La calibración del modelo se refiere a «la estimación y ajuste de parámetros del modelo y constantes para mejorar el acuerdo entre la salida del modelo y un conjunto de datos». En términos sencillos, la calibración a través de variables independientes (valores de variables ambientales en casos de ocurrencias extraídos para los fines de la calibración) y variables dependientes, las cuales son valores de presencias y ausencias -1 y 0 correspondientes genera una “fórmula o modelo ajustado” para poder ser aplicado posteriormente (Rykiel, 1996).

En esta etapa se busca el ajuste del modelo a través de análisis estadísticos para posteriormente realizar la predicción en el espacio geográfico, la calibración dependerá del método (algoritmo) que se haya elegido. Aquí se seleccionan los parámetros y configuraciones en el método a utilizar; además, se nos proporciona herramientas muy útiles

para analizar los resultados del entrenamiento del modelo, una de las cuales es el de las curvas de respuestas, que son gráficos que muestran cómo se distribuyen las presencias sobre los valores de las variables descriptoras seleccionadas (Plischoff et al., 2011).

Una vez que la respuesta de la especie (curva de respuesta o perfil ecológico) se obtiene procedente del calibrado, se puede predecir su distribución potencial en el área a modelar. Se trata de aplicar la “formula” o “modelo ajustado” al espacio geográfico de interés (área de estudio). Al espacio geográfico le corresponde su espacio ecológico caracterizado por las variables ambientales seleccionadas, dichas variables (en formato raster) actuarán como variables independientes y al aplicar el “modelo ajustado” se obtendrá un mapa raster con valores de 0 a 1 en la mayoría de casos, representando la idoneidad de hábitat, o en algunos casos (cuando se trabaja con presencia y ausencia) probabilidad de presencia (Guisan y Zimmermann, 2000).

#### **2.2.1.10. Evaluación del modelo**

Es necesario evaluar el modelo obtenido, ya sea a través de su significancia estadística o a través de su desempeño, con la finalidad de determinar su calidad, ya que las decisiones que se tomen a partir de ellos dependerán de la validación de los mismos (Mota et al., 2019).

La forma correcta para evaluar el rendimiento del modelo es disponer de un conjunto de datos de presencia independiente del que se ha usado para calibrar el modelo, esto es difícil de obtener cuando se tienen datos de presencia limitados, por lo general se realiza una partición del conjunto de datos en dos sets: uno de calibración (aquellos usados para llevar a cabo el modelado) y otro de evaluación (aquellos registros usados para crear el modelo). Por lo general, se usa el 70 por ciento del conjunto de datos para entrenamiento y el 30 por ciento para datos de prueba (Ferrer, 2012; Guisan y Zimmermann, 2000).

Existen dos estrategias para evaluar los modelos: Una primera estrategia es evaluar su desempeño mediante pruebas que nos dicen el grado de ajuste del modelo a los datos de validación y, por ende, nos sirven para determinar su utilidad para tratar el problema que

estamos abordando. De ellas existen muchas medidas, como la Sensibilidad, la Especificidad, la Prevalencia, la Tasa de Clasificación Correcta (TCC), el Índice de Kappa, las Estadísticas de Habilidades Verdaderas (TSS por sus siglas en inglés), entre otras. Estas medidas mencionadas surgen de la evaluación de la matriz de confusión, que mide las presencias y ausencias correctamente asignadas, así como los errores de comisión y omisión. Una segunda estrategia de evaluación es obtener la significancia estadística, donde se busca usar una prueba que nos diga cómo son los resultados de un modelo, con base en qué tanto se alejan de lo esperado al azar, como podría ser el caso de la prueba binomial, la curva ROC (por las singlas en inglés del término Receiver Operating Characteristic), la ROC parcial, entre otras (Fielding y Bell, 1997, Mota et al., 2019).

#### A. Elaboración de una matriz de confusión

Si se usan los resultados obtenidos por el modelo para pronosticar un conjunto de datos de prueba, el rendimiento predictivo puede ser resumido en una matriz de confusión. Para ello es necesario que los pronósticos del modelo sean binarios, o sea, que sólo indiquen las zonas apropiadas e inadecuadas para la presencia de la especie (1 / 0) y para ello es necesario seleccionar previamente un umbral de presencia. La matriz de confusión recoge las frecuencias de cada uno de los cuatro tipos posibles de pronóstico y nos indica el error que ha cometido el modelo en su predicción (Martin, 2016).

#### Figura 6

*Matriz de confusión usada en la validación de modelos.*

		DATOS DE PRUEBA	
		Especie presente +	Especie ausente -
DATOS DE ENTRENAMIENTO	Especie predicha +	Verdadero positivo (a)	Falso positivo (b)
	Especie no predicha -	Falso negativo (c)	Verdadero negativo (d)

Fuente: Ferrer (2012).

Donde:

- A = Localidades donde se encuentra a la especie y el modelo predice presencia (verdaderos positivos)
- D = Localidades donde la especie no se encuentra y el modelo predice ausencia (verdaderos negativos).
- B = Localidades donde la especie no se encuentra y el modelo predice presencia (falsos positivos)
- C = Localidades donde la especie se encuentra y el modelo predice ausencia (falsos negativos)

## B. Aplicación de Test estadísticos sobre la matriz de confusión.

Las frecuencias de la matriz de confusión constituyen la base para una gran variedad de pruebas estadísticas diferentes que pueden ser usadas para evaluar el rendimiento del modelo. Entre las principales tenemos: sensibilidad (fracción de presencias predichas correctamente o verdaderos positivos) y especificidad (porcentaje de ausencias predichas correctamente o verdaderos negativos). Así como tasas de comisión (fracción de ausencias predichas como presencia o falsos positivos) y tasas de omisión (fracción de presencias predichas como ausencia o falsos negativos) (Navarrete, 2019).

**Tabla 1**

*Estadísticos derivados de matriz de confusión.*

Estadísticos de matriz	Fórmula
Sensibilidad	$\frac{a}{a + c}$
Especificidad	$\frac{d}{b + d}$
Tasa de comisión	$\frac{b}{b + d}$
Tasa de omisión	$\frac{c}{c + a}$
Estadístico de Kappa (k)	$\frac{[(a + d) - \frac{(a + c)(a + b) + (b + d)(c + d)}{n}]}{[n - \frac{(a + c)(a + b) + (b + d)(c + d)}{n}]}$

Fuente: Navarrete (2019).

El estadístico de Kappa, según Peterson et al. (2011), estima la exactitud del modelo, usando todos los valores de la matriz de confusión, sin embargo, resulta inadecuado usarlo cuando el objetivo es obtener distribuciones potenciales (debido a que se calcula ambientes

apropiados, aunque la especie esté ausente). Cuando el modelo ha usado solo datos de presencia se puede calcular sensibilidad y tasa de omisión.

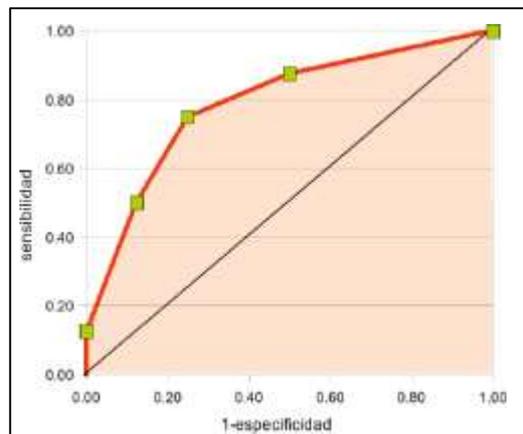
En la evaluación en predicciones continuas, es decir cuando un modelo es un mapa con valores continuos de probabilidades de presencia, la forma más básica es reclasificar el mapa de valores continuos, basados en un valor de corte o umbral determinado, para luego analizar cómo los puntos conocidos de las presencias se distribuyen en este nuevo mapa reclasificado en forma binaria (Freeman y Moisen, 2008; Jiménez - Valverde y Lobo, 2007; Liu et al., 2005). Sin embargo, los estadísticos de la matriz de confusión aplicada a este mapa binario serán sensibles del método que se utilizó para elegir el umbral (Ferrer, 2012).

En las predicciones binarias la evaluación del modelo no tiene en cuenta toda la información proporcionada por el modelo, por ello, es aconsejable la utilización de un estadístico que de una sola medida de evaluación del poder predictivo a través de todo el rango de posibles umbrales. Esto se consigue con el AUC: Área bajo la curva ROC (característica operativa del receptor) (Fielding y Bell, 1997).

El AUC se ha utilizado ampliamente, este mide la capacidad de un modelo para discriminar entre los sitios donde está presente una especie, en comparación con aquellos en los que está ausente (Hanley y McNeil 1982). El rendimiento de un modelo es mayor cuando la proporción de verdaderos positivos (sensibilidad) es mayor a la de falsos positivos ("1-especificidad"), lo que se expresa gráficamente en una curva que mientras mayor sea su precisión, se acercara más a la esquina izquierda del gráfico, generando un "área de curva" mayor. Se estima que valores de AUC mayores a 0,9 dan modelos con alta precisión y valores entre 0,7 y 0,9 indican modelos con buena precisión (Thullier et al., 2009), pero se debe tener en cuenta que el valor del AUC depende del número de presencias y del tamaño total del área de estudio (Lobo et al., 2007).

**Figura 7**

Curva ROC



Fuente: Benito (2015).

#### 2.2.1.11. Limitaciones y fortalezas del Modelado de Nicho Ecológico

Según Longoria (2008) existen limitaciones para realizar el modelado de nichos ecológicos principalmente relacionadas a la incertidumbre de las capas y envolturas bioclimáticas utilizadas (errores arrastrados desde la toma de datos e incertidumbre asociada a la escala utilizada), en la representatividad de los datos de entrada, también existe incertidumbre en cuanto a los algoritmos que se utiliza para proyecciones en espacio y tiempo, que existe dificultades para incorporar en el modelado otros procesos importantes como barreras geográficas, capacidad de dispersión, interacciones bióticas, procesos históricos.

Londoño (2012) define como fortalezas del MNE el potencial uso de registros geográficos de especies, que es posible modelar distribuciones potenciales con pocos registros de presencia, y es posible generar hipótesis espaciales en escenarios geográficos distintos en tiempo y espacio.

#### 2.2.1.12. Principales algoritmos para el modelado de nichos ecológicos

Existen un gran número de algoritmos que se puede usar en el MNE, pero el uso de uno u otro va depender en gran parte del tipo de datos biológicos que se usa para crear el modelo. La selección del algoritmo es importante, aunque en términos del desempeño, hasta

ahora no existe una base sólida sobre la cual elegir alguno de estos, por lo tanto, nos recomiendan seleccionar el o los algoritmos considerando, además de los datos biológicos disponibles, los objetivos y las particularidades del estudio, por supuesto con base en la pregunta biológica a responder (Qiao et al., 2015).

**Tabla 2**

*Algunos algoritmos usados para el MNE y los MDE.*

Nombre	Algoritmo	Fuente	Datos Biológicos
BIOCLIM	Envolturas bioclimáticas	Busby (1991)	Presencias
ENFA	Análisis factorial del nicho ecológico	Hirzel <i>et al.</i> (2002)	Presencias
CONVEXHULL	Elipsoides de volumen	Guisan y Zimmermann, (2000)	Presencias
MVE	Elipsoides de volumen mínimo	Van Aelst y Rousseeuw (2009); Qiao <i>et al.</i> (2016)	Presencias
KDE	Estimación de la densidad de Kernell	Blonder <i>et al.</i> (2014)	Presencias
MA	Marble	Qiao <i>et al.</i> (2015)	Presencias
DOMAIN	Distancia de Gower (disimilaridad entre ambientes)	Carpenter <i>et al.</i> (1993)	Presencias
GARP	Algoritmos Genéticos	Stockwell y Peters (1999)	Presencias/Entorno
MAXENT	Máxima Entropía	Phillips <i>et al.</i> (2006)	Presencias/Entorno
BRT	Árboles de regresión impulsado	Elith <i>et al.</i> (2008)	Presencias/Pseudoausencias
GLM	Modelos lineales generalizados	McCullag y Nelder (1989); Guisan <i>et al.</i> (2002)	Presencias/Pseudoausencias
GAM	Modelos Aditivos Generalizados	Hastie y Tibshirani (1990); Guisan <i>et al.</i> (2002)	Presencias/Pseudoausencias

Fuente: Qiao et al. (2018).

### 2.2.1.13. MaxEnt: Modelo de Máxima Entropía

MaxEnt calcula la probabilidad de distribución de máxima entropía (es decir, la distribución más próxima a la uniforme) sujeta a estas condiciones, aplicando de manera práctica este concepto, se buscaría encontrar aquella distribución de probabilidades que maximice la entropía, dado ciertas restricciones que representan la información disponible (información incompleta) sobre el fenómeno o tema estudiado (Phillips et al., 2006).

El principio de máxima entropía, MaxEnt necesita de un algoritmo que le permita encontrar las distribuciones con mayor entropía. Este algoritmo (sequential update algorithm). Utiliza iteraciones en donde va dando distintos pesos a las variables utilizadas y va ajustándolas. Es un algoritmo determinístico que según los autores y distintas pruebas

empíricas garantiza que convergerá en la distribución de probabilidades. Al terminar el proceso de iteración MaxEnt asigna una probabilidad negativa a cada pixel del área total de estudio, que al final deben sumar 1, por lo que se aplica un valor de corrección para hacerlos positivos y que sumen entre todos 100 %. Pero como cada pixel presenta valores muy pequeños (OSINFOR, 2013).

#### **A. Umbral de decisión**

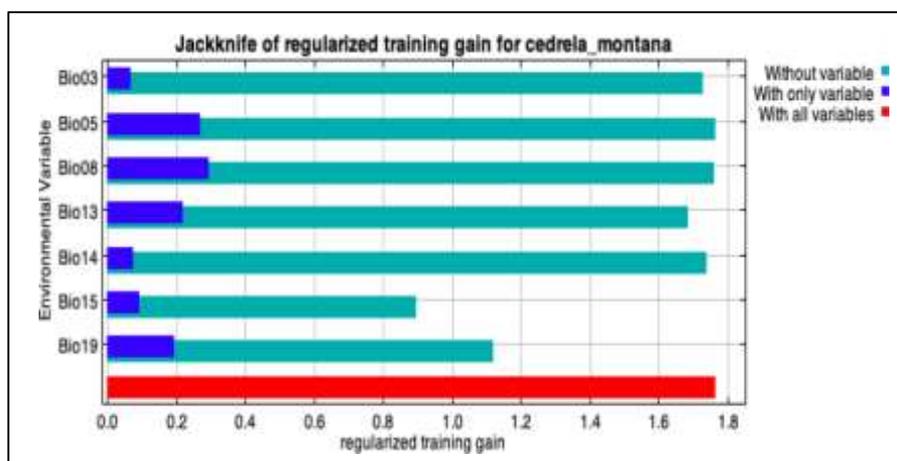
En el ámbito del uso práctico de los MNE y MDE, la información binaria de presencia y ausencia es más práctica que una gradiente de probabilidad o idoneidad, por lo que es necesario seleccionar un valor de corte para transformar el gradiente continuo en binario. Algunas elecciones de umbral de corte son arbitrarias y carecen de base ecológica. La selección de umbral de corte depende del objetivo del modelo y de la biología de la especie, si el modelo se va a utilizar para localizar nuevas poblaciones, una técnica de selección de umbral de corte restrictiva proporcionará áreas objetivo más reducidas. En este caso puede recomendarse como umbral de corte el valor promedio de idoneidad o probabilidad de los registros de evaluación. Para objetivos de conservación en cambio, puede ser más apropiado un método menos restrictivo para conseguir un área mayor y aplicar un principio de precaución (Benito et al., 2009).

#### **B. Prueba de Jackknife (Jackknife Model Testing)**

Para esta prueba se excluyen las localidades observadas una en cada caso (o corrida). Para cada predicción un umbral se aplica basado en localidades de entrenamiento (I) y se prueba la habilidad de predecir las localidades excluidas. Entonces se calcula un valor de probabilidad P, para cada especie a través del set de todas las predicciones de Jackknife. También por medio de un procedimiento de Jackknife se hace un análisis en MaxEnt para estimar que variables son más importantes para la presencia de la especie (Scheldeman & Van Zonneveld, 2011).

**Figura 8**

*Prueba de Jackknife.*



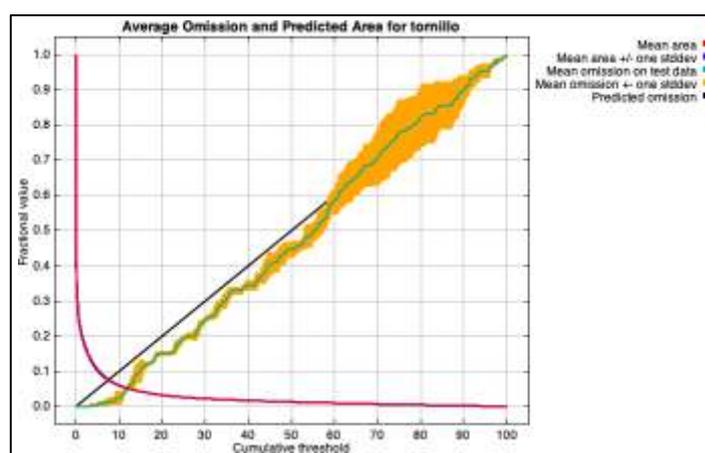
Fuente: Lozano (2020).

### C. Curvas de omisión (omission)

MaxEnt presenta una curva de omisión de datos de prueba (un 25 % de puntos aleatorios) contra omisión de datos de entrenamiento. En estas gráficas se observa cómo el área predicha varía con la elección de un umbral acumulativo (OSINFOR, 2013).

**Figura 9**

*Curvas de omisión.*



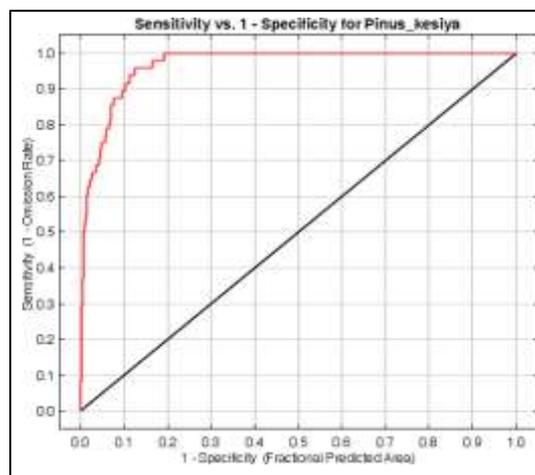
Fuente: Lozano (2020).

### D. Curvas ROC (receiver operating characteristic analysis)

La curva ROC, caracteriza el rendimiento de un modelo en todos los posibles umbrales simplemente con un número: el área bajo la curva o AUC. Las curvas nos permiten comparar también el rendimiento entre distintos tratamientos y algoritmos (se han comparado modelos de MaxEnt y otros con esta aproximación, resultando mejor MaxEnt en la mayoría de las pruebas). Su utilización primaria fue la de encontrar el punto de corte óptimo y son curvas en las que se presenta la sensibilidad (omisión cero = 100 % de sensibilidad) en función de los falsos positivos (error de comisión) para distintos puntos de corte (umbrales) (OSINFOR, 2013).

**Figura 10**

*Curvas AUC.*



Fuente: Lozano (2020).

En la Tabla 3 se muestra la interpretación del AUC para modelos generados:

**Tabla 3**

*Interpretación del AUC.*

Clasificación	Rangos		
Excelente	AUC	>0,90	
Buena	0,80>	AUC	>0,90
Aceptable	0,70>	AUC	>0,80
Mala	0,60>	AUC	>0,92
No valida	0,50>	AUC	>0,60

Fuente: Araújo et al. (2005).

## 2.2.2. *Podocarpus oleifolius* D.Don

Se tienen identificadas 113 especies dentro del género *Podocarpus*, dentro de las cuales se encuentra el *Podocarpus oleifolius* D.Don (The Plant List 2024), a esta especie se le conoce comúnmente en Bolivia como “pino de cerro”, en Ecuador como “romerillo” o “romerillo azuceno”; en Colombia “pino colombiano”, “chaquito”, “hayuelo”, “pino criollo”, “pino real” o “pino amarillo”; en Costa Rica como “ciprecillo blanco”; en Honduras como “ciprés de montaña”, “chilca real” y “ciprés real”; y aquí en Perú se le conoce como “olivo”, “romerillo”, “saucesillo”, “ulcumano de altura” y “ulcumano de puna” (Marín, 1998).

### 2.2.2.1. Taxonomía

La especie en estudio tiene la siguiente clasificación taxonómica, según Tropicos (2024):

- Clase: Equisetopsida C. Agardh
- Subclase: Pinidae Cronquist, Takht. & W. Zimm.
- Orden: Podocarpaceales Pullé ex Reveal
- Familia: Podocarpaceae Endl.
- Género: *Podocarpus* L'Hér. ex Pers.
- Especie: *Podocarpus oleifolius* D.Don

### 2.2.2.2. Descripción morfológica

Son árboles dioicos que alcanzan los 40 m de altura y 1 metro de diámetro. Tronco asimétrico, a menudo con brotes provenientes de yemas preventivas o durmientes, corteza pardo amarillenta, agrietada longitudinalmente. Copa grande irregular. Hojas densas yemas vegetativas globosas y ampliamente ovoides de 3 a 9 mm, escamas exteriores envuelven las más internas, en general con ápice agudo o ligeramente agudo, con menos frecuencia obtusas. Hojas simples de distribución espiralada, coriáceas o subcoreáceas, elípticas, oblongolanceoladas, hasta lanceoladas agudas gradualmente estrechas hacia el ápice. Conos masculinos solitarios, axilares, de 8,2 a 13 mm de longitud por 5 a 9 mm de diámetro, subsésiles, con pedúnculos de 4 a 5 mm de longitud, en la base con escamas imbricadas, redondeadas, carnosas y espesas; esporofilos de distribución espiralada, puntiagudos,

uneiformes, cada saco contiene entre 29 y 30 granos de polen. Cono femenino solitario, axilar, con pedúnculo de 4 a 12 mm de longitud por 1 a 2 mm de diámetro, receptáculo de 6 a 9 mm de longitud, con 2 o 3 escamas desiguales, carnosas, soldadas pero libres en la región distal, monospermas; el receptáculo maduro se torna de un color purpúreo o rojizo. El fruto es una drupa; su semilla es globosa o ligeramente ovoide, de seis a diez mm de longitud por 4 a 6 mm de ancho, con diminuta cresta lisa. Es frecuente en esta especie que el estróbilo masculino no tenga pedúnculo o que el estróbilo femenino sea sésil (Marín, 1998).

### **2.2.2.3. Distribución geográfica y ecología**

*Podocarpus oleifolius* es una especie que crece de forma natural en los bosques húmedos de los Andes, en altitudes que van de 1800 a 3000 m.s.n.m, con temperaturas entre 10 °C y 18 °C aproximadamente y con una precipitación promedio de 2000 mm por año. Se desarrolla en terrenos suavemente inclinados, vegas de ríos, mesetas y pequeñas depresiones sobre suelos húmedos, arcillosos, relativamente fértiles en donde vive asociado con otras especies (Gálvez et al., 2003; Jara y Ordoñez, 2000).

Esta especie se encuentra ampliamente distribuida desde México, en América del Norte; así como en países de América Central; Guatemala, Belice, Honduras, El Salvador, Nicaragua, Costa Rica, Panamá, y en América del Sur; Colombia, Venezuela, Ecuador, Perú, Bolivia y Chile (Tropicos, 2024).

En el Perú se han colectado especímenes en los departamentos de Amazonas: provincias de Bagua, Chachapoyas, Condorcanqui y Luya; en la provincia de Maynas del departamento de Loreto; provincia de Rioja del departamento de San Martín; La Libertad: provincia de Bolívar; Huánuco: provincias de Leoncio Prado y Huánuco; en la provincia de Satipo del departamento de Junín; en las provincias de La Convención, Paucartambo y Urubamba en el Cusco, en el departamento de Pasco existen reportes de colectas realizadas en cuatro distritos de la provincia de Oxapampa: Huancabamba, Chontabamba, Villa Rica y Oxapampa; para el departamento de Lambayeque, provincia de Kañaris (bosques de Kañaris) y provincia de Chiclayo (localidad La Florida), para Piura, provincia de Huancabamba

(localidad de La Turmalia, bosques de Huamba). Y en cuanto al departamento de Cajamarca, se ha reportado en las provincias de Jaén, Cutervo, Contumazá (bosque de Cachil), provincia de San Miguel de Pallaques (bosque de Tongod), y provincia de San Ignacio, localidades San Andrés de Cutervo, La Palma, Selva Andina, Buenos Aires, La Bermeja y Nuevo Mundo (Costa, 2019; Vicuña, 2005).

#### **2.2.2.4. Uso e importancia**

*Podocarpus oleifolius* es una especie que cumple un papel importante para el mantenimiento de la integridad ecológica de los bosques andinos tropicales. Entre sus distintas funciones en estos ambientes destacan: apoyo en la dieta de poblaciones de aves silvestres; intervención en la conservación de suelos, estabilización de cauces fluviales y en la protección de los mantos acuíferos (Encarnación, 2019).

La madera de *Podocarpus* en la albura es de color crema-rosácea, con transición al duramen de color marrón pálido, con un veteado muy suave, el grano recto y de una textura fina; según su densidad se halla en el Grupo C de maderas para construcción (0.4 – 0,55 g/cm<sup>3</sup>); razón por cual la madera de los romerillos es muy apreciada por su calidad en la fabricación de muebles, puertas, ventanas, tallados, pisos, revestimientos, chapas, cajas de embalaje y encofrado, contrachapados y también en algunos países es usado como pulpa para papel (Yépez, 2016).

### 2.3. Definición de términos

- a. **Área de distribución:** Es un espacio geográfico específico accesible para una especie y donde las condiciones e interacciones ecológicas en todas las escalas favorecen la presencia de sus individuos (Mota et al., 2019).
- b. **Modelado:** Se define como el proceso donde se generaliza una realidad que sólo conocemos parcialmente, ya sea mediante simulación o formulación matemática (García, 2008).
- c. **Modelo:** Un modelo es una simplificación de la realidad cuyo diseño se realiza para analizar algunos aspectos del sistema real que tratan de imitar. La creación de un modelo está intrínsecamente unida con el problema en el cual el modelizador está interesado (Castillo y de León, 2022).
- d. **Modelo de Distribución de Especies (MDE):** Son representaciones cartográficas de la idoneidad de un espacio para la presencia de una especie en función de las variables empleadas para generar dicha representación (Gómez, 2010).
- e. **Modelo de Nicho Ecológico (MNE):** Es una herramienta para analizar factores ecológicos que influyen en distintos grados y modos a diferentes poblaciones de una determinada especie (Lozano, 2020).
- f. **Nicho ecológico:** Es “el espacio multivariado de variables ambientales”, donde una especie puede perseverar. Esta definición hace hincapié en la gama de condiciones ambientales necesarias para la persistencia de la especie, de manera que cada dimensión del nicho corresponde a un subconjunto de este rango potencial (Hutchinson, 1957).
- g. **Algoritmo:** Un algoritmo es una secuencia limitada de pasos lógicos y organizados que se siguen para resolver un problema, permitiendo llevar a cabo acciones específicas que procesan un conjunto de datos iniciales hasta llegar a una solución (Fonden-Calzadilla et al., 2018).

### III. MATERIALES Y MÉTODOS

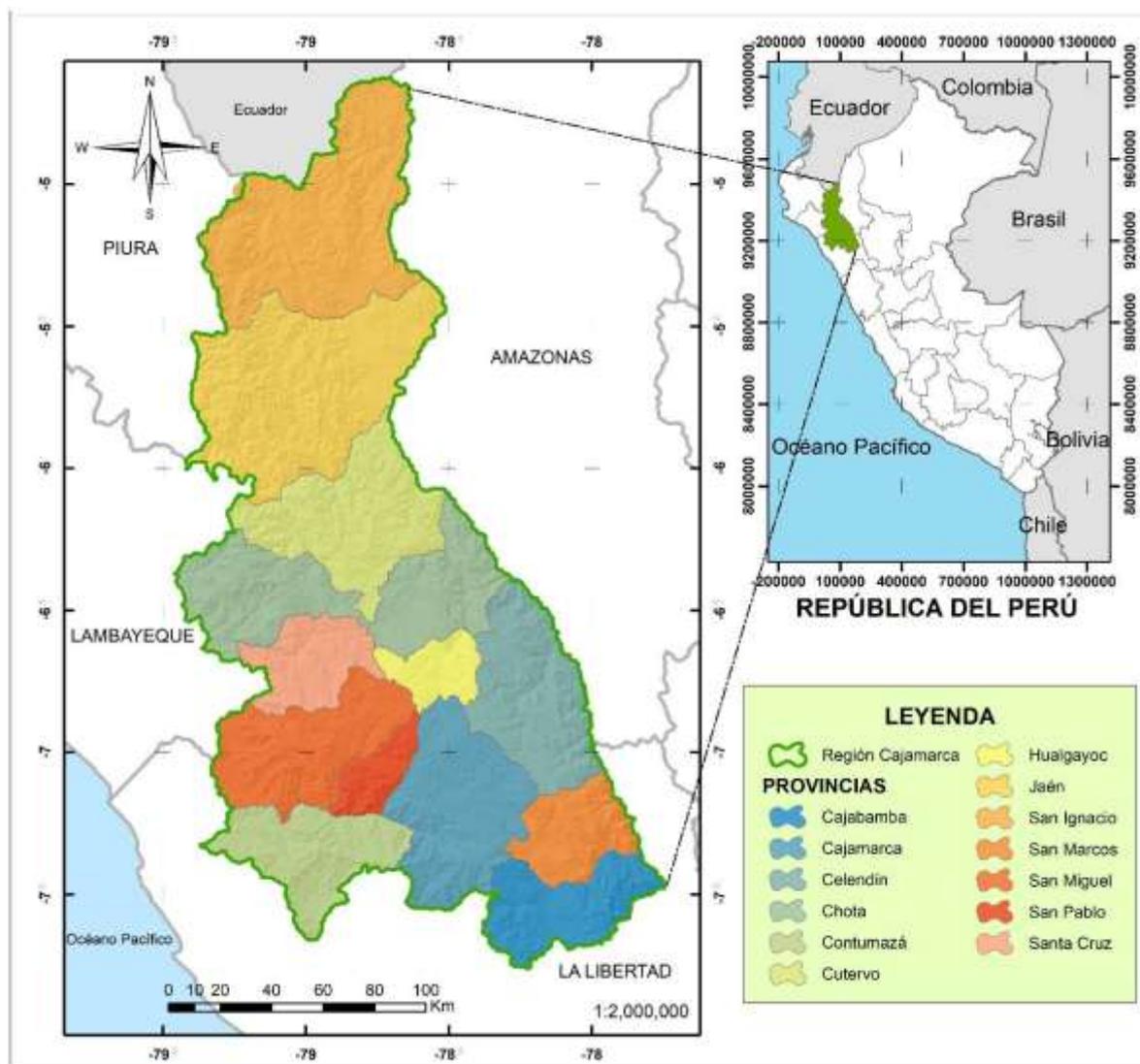
#### 3.1. Ubicación y características del área de estudio

##### 3.1.1. Ubicación

El trabajo de investigación consideró la revisión y análisis de las muestras colectadas en las provincias de la Región Cajamarca del herbario CPUN (Cajamarca - Perú Universidad Nacional) y el herbario de la Facultad de Ciencias Agrarias, ambos situados en la Universidad Nacional de Cajamarca, departamento, provincia y distrito de Cajamarca.

**Figura 11**

*Mapa de localización de la Región Cajamarca – Perú.*



Así mismo, el área de análisis espacial comprendió el ámbito de la Región Cajamarca, ubicada en la Sierra Norte del Perú, entre los paralelos 4° 30' y 7° 45' Latitud Sur y los meridianos 77° 30' y 79°27' de Longitud Oeste, el territorio tiene una superficie de 33 318 Km<sup>2</sup> que representa el 2,6% del territorio nacional, con altitudes que oscilan entre los 175 msnm (en el Cerro Pitura, Contumazá) y los 4 496 msnm (en el Cerro Rumi Rumi, Cajabamba), además se comprenden dos regiones naturales, sierra la más dominante y selva (INEI, 2018; Sineace, 2020; Vásquez, 2024).

### **3.1.2. Características del área de estudio**

#### **a. División política**

Políticamente la Región Cajamarca se divide en 13 provincias (San Ignacio, Jaén, Cutervo, Santa Cruz, Chota, Hualgayoc, Cajamarca, San Pablo, San Marcos, San Miguel, Celendín, Cajabamba y Contumazá) y 127 distritos, siendo su capital la ciudad de Cajamarca (INEI, 2018; Oficina de Gestión de la Información y Estadística, 2019).

#### **b. Zonas de vida**

De acuerdo al estudio de Zonas de Vida de Cajamarca (Sánchez, 2011) y al mapa de Zonas de Vida (Gobierno Regional de Cajamarca, 2012), la Región Cajamarca cuenta con 27 de las 84 zonas de vida según Holdridge que posee el país, estableciéndose como una zona de transición entre Jalca al sur y Páramo al norte de la depresión de Huancabamba, esta variedad de ecosistemas beneficia a la región en cuanto a diversidad de especies endémicas de flora, llegando a ser el segundo departamento del país con el mayor número de especies únicas de flora nativa (948 especies), siendo 296 exclusivas de Cajamarca (FAO, 2016; Quispe, 2017). Las 27 zonas de vida con las que cuenta la región son las siguientes:

**Tabla 4***Zonas de Vida en la Región Cajamarca.*

<b>Descripción</b>	<b>Símbolo</b>
bosque húmedo Montano Bajo Tropical	bh-MBT
bosque húmedo Montano Tropical	bh-MT
bosque húmedo Premontano Tropical	bh-PT
bosque húmedo Tropical (Transicional a Bosque muy húmedo - Premontano Tropical)	bh-T/bmh - PT
bosque muy húmedo Montano Bajo Tropical	bmh-MBT
bosque muy húmedo Montano Tropical	bmh-MT
bosque muy húmedo Premontano Tropical	bmh-PT
bosque muy húmedo Premontano Tropical (transicional a bosque húmedo Montano Tropical)	bmh-PT/bh-MT
bosque muy seco Tropical	bms-T
bosque pluvial Montano Bajo Tropical	bp-MBT
bosque pluvial montano Tropical	bp-MT
bosque seco Montano Bajo Tropical	bs-MBT
bosque seco Premontano Tropical	bs-PT
bosque seco Tropical (transicional a bosque húmedo Subtropical)	bs-T/bh-ST
desierto superárido Premontano Tropical	dsa-PT
desierto superárido Tropical	dsa-T
estepa Montano Tropical	e-MT
estepa espino Montano Bajo Tropical	ee-MBT
matorral desértico Montano Bajo Tropical	md-MBT
matorral desértico Premontano Tropical	md-PT
matorral desértico Tropical	md-T
monte espinoso Premontano Tropical	me-PT
monte espinoso Tropical	me-T
monte espinoso Premontano Tropical (transicional a monte espinoso Tropical)	me-PT/me-T

paramo muy húmedo Subalpino Tropical	pmh-SAT
paramo pluvial Subalpino Tropical	pp-SAT
tundra pluvial Alpino Tropical	tp-AT

### c. **Clima**

El clima en la Región varía desde frío en las alturas andinas y templado en los valles, hasta cálido en las quebradas y las márgenes del Marañón; estos climas presentan como característica general las temperaturas elevadas durante el día (mayores a 20° C) y temperaturas bajas en la noche que descienden a 0° C a partir de los 3 000 m de altitud (durante el invierno); así mismo, se tiene presente una atmósfera seca con precipitaciones abundantes durante el verano (INEI, 2018; Oficina de Gestión de la Información y Estadística, 2019).

### d. **Relieve**

El relieve cajamarquino es muy accidentado debido a que su territorio es atravesado de sur a norte por la cordillera occidental de los Andes, lo que divide al territorio en dos vertientes hidrográficas: la del Pacífico y la del Atlántico, permitiendo disponer de una topografía muy variada, con elevaciones de terreno que oscilan entre 150 y 4 496 msnm (Gobierno Regional de Cajamarca, 2009; Quispe, 2017; Oficina de Gestión de la Información y Estadística, 2019).

### e. **Suelos**

En todo el territorio de la región Cajamarca se encuentran diversos tipos de suelos, los que se pueden clasificar de acuerdo a sus características físico - químico en: Andosol, Cambisol, Fluvisol, Kastanozem, Leptosol, Paramo andosol, Paramosol, Pheozem, Regosol, Rendzina, Vertisol y Xerosol (Poma y Alcántara, 2011).

### f. **Fisiografía**

La fisiografía de la región está formada por paisajes predominantemente montañosos tanto en la vertiente occidental como la vertiente oriental del departamento de Cajamarca, así

mismo se forman paisajes colinosos de manera concentrada en la provincia de Jaén, Cutervo y San Ignacio; y en menor porcentaje se presentan paisajes de planicies y altiplanicies (Alcántara, 2011).

#### **g. Cobertura vegetal**

En la región Cajamarca se presenta predominantemente Bosques Naturales en las provincias de Jaén y San Ignacio, así mismo, se destacan las tierras con bosque seco, cultivos, cultivos agrícolas, plantaciones forestales, pastos naturales, vegetación arbustiva y tierras con vegetación escasa y afloramientos rocosos en las demás provincias.

### **3.2. Equipos y materiales**

#### **3.2.1. Equipos y materiales de oficina**

- Formatos de recolección de datos
- Computadora portátil

#### **3.2.2. Material digital**

- Registros de presencia de la especie en hojas de cálculo Excel (xlsx).
- Variables Bioclimáticas en formato raster de 1 km<sup>2</sup> de pixel de la base de datos digital climática WORLDCLIM.
- Límites político-administrativo en formato shapefile (shp).
- Cartografía del Servicio Nacional de Áreas Naturales Protegidas (SERNANP).

#### **3.2.3. Software y Programas de acceso libre**

- QGIS (ver. 3.26.0)
- MaxEnt (ver. 3.4.1)
- Google Earth Pro

### 3.3. Metodología

#### 3.3.1. Tipo y diseño de investigación

La investigación fue de tipo descriptivo, nivel correlacional, ya que no se manipularon variables, solo se consideró atributos para asociarlos mediante modelos aleatorios (Enríquez, 2021), a partir de los cuales se desarrolló un modelo de distribución relacionando la influencia de las variables ambientales con la distribución geográfica.

Con un diseño no experimental de tipo transversal, ya que el estudio se limitó a observar y analizar el comportamiento de las variables (Behar, 2008) y la información se recogió en un solo periodo de tiempo y por única vez para realizar la descripción correspondiente (Rodríguez, 2021).

#### 3.3.2. Variables

- **Variable dependiente:** Puntos de presencia georreferenciados de *Podocarpus oleifolius*.
- **Variables independientes:** Variables climáticas (temperatura, precipitación y radiación solar) y topográficas (altitud y pendiente).

#### 3.3.3. Unidad de análisis

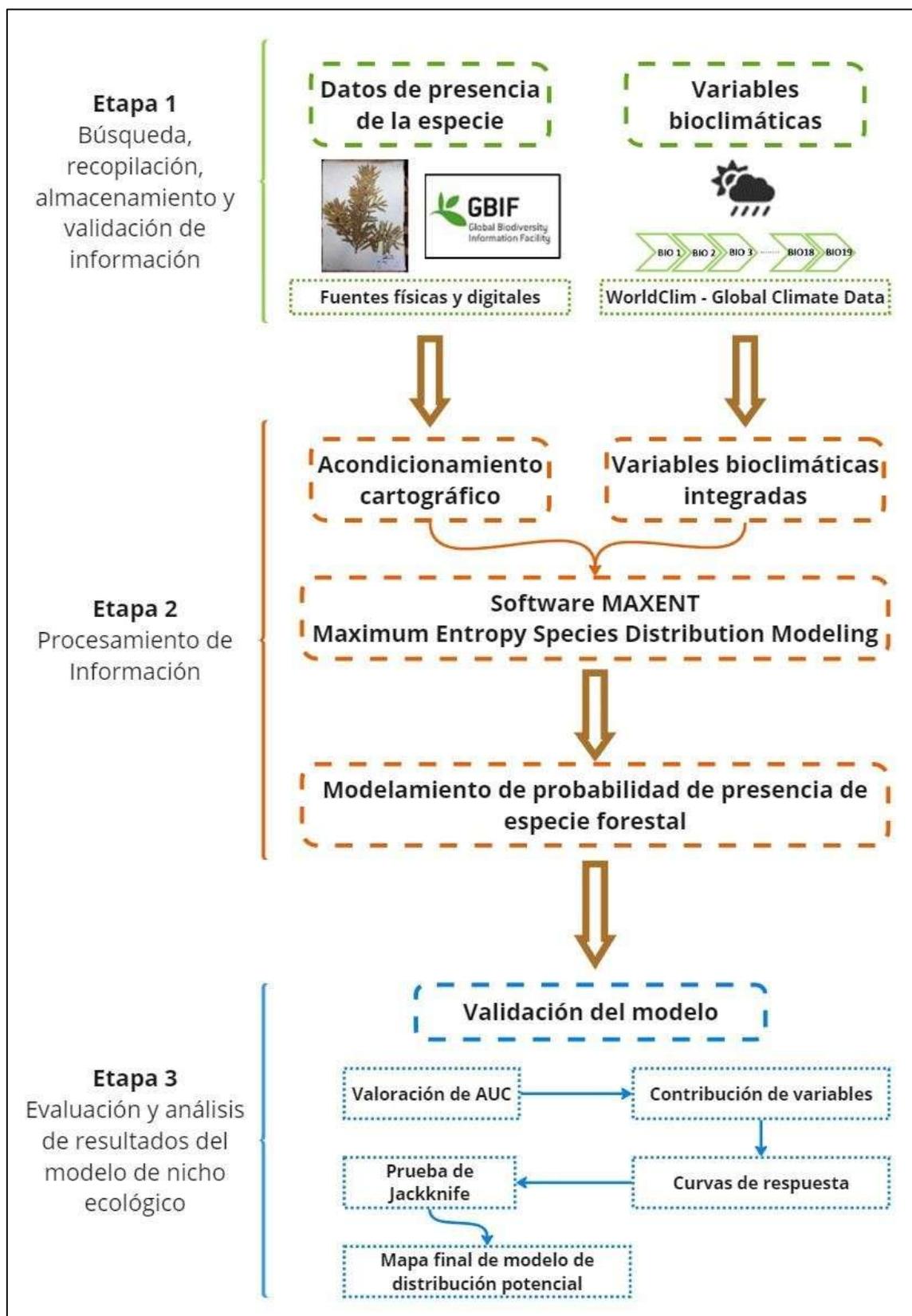
La unidad de análisis del estudio estuvo conformada por el conjunto de registros georreferenciados de presencia de *Podocarpus oleifolius* (n=88), distribuidos en las diferentes provincias de la Región Cajamarca.

#### 3.3.4. Diseño metodológico

En la siguiente Figura se describe el procedimiento utilizado para el estudio, el cual está dividido en tres fases principales; se consideró las metodologías utilizadas por OSINFOR (2016); Rojas et al. (2020); Cotrina et al. (2021); Enríquez (2021):

Figura 12

Esquema metodológico del modelamiento.



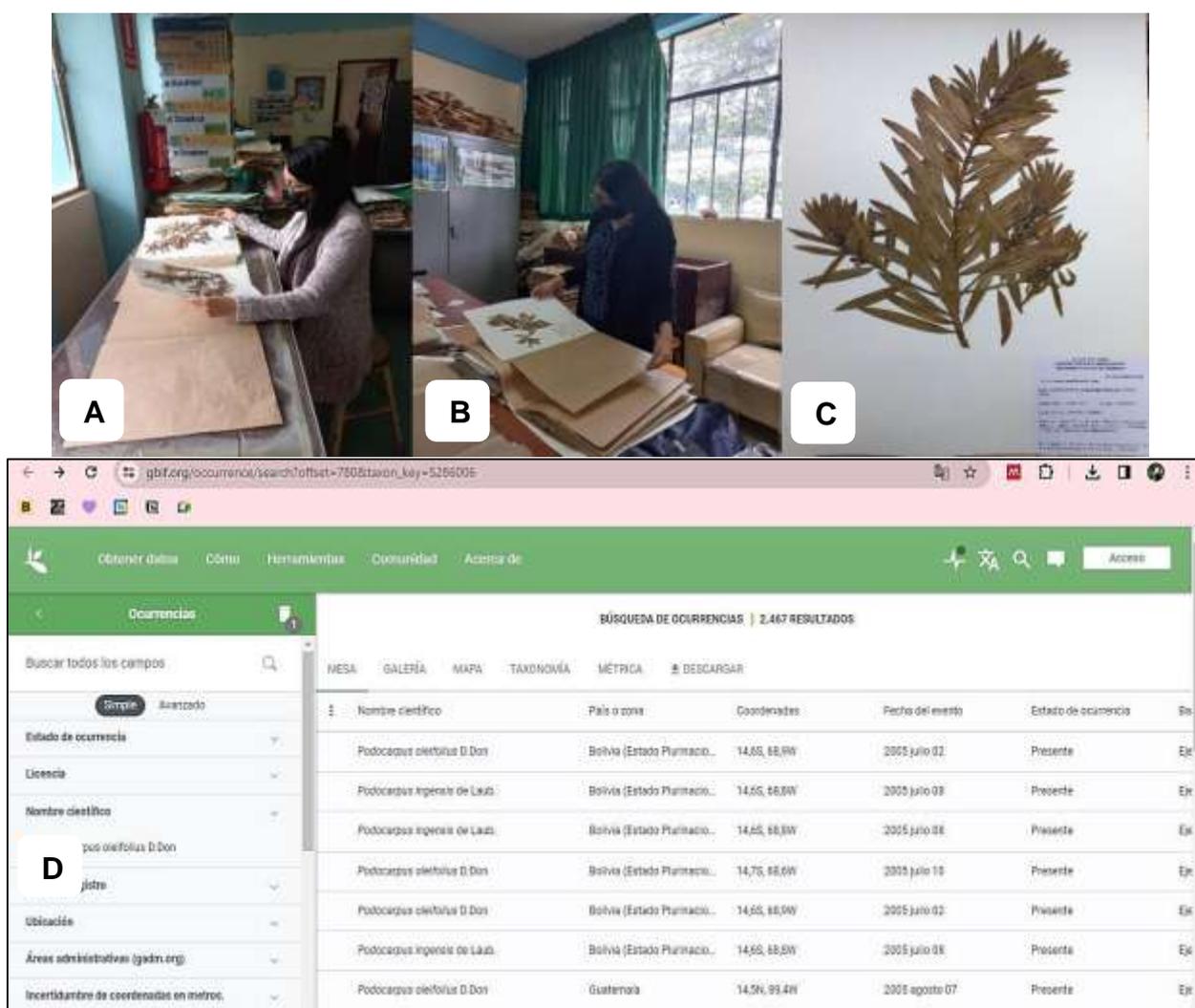
Fuente: Adaptado de OSINFOR (2016) y Soberón y Flores (2023).

### 3.3.5. Organización y sistematización de datos de presencia

Los datos de presencia de la especie (datos de ocurrencia), fueron recopilados del Herbario de la Facultad de Ciencias Agrarias y el Herbario CPUN (Cajamarca - Perú Universidad Nacional), y de bases de datos digitales disponibles en internet utilizadas como fuentes de artículos científicos publicados, como son: El portal de GBIF - Global Biodiversity Information Facility, Missouri Botanical Garden, Herbario Austral Americano, The New York Botanical Garden, Museo de Historia Natural de Chicago.

**Figura 13**

*Organización y sistematización de datos de presencia. A. Herbario CPUN. B. Herbario de la Facultad de Ciencias Agrarias. C. Muestra de Podocarpus oleifolius. D. Base de datos de registro mundial de ocurrencia de colecciones de la especie a nivel mundial (GBIF).*



Los datos de presencia registrados fueron ordenados y sistematizados en hojas de cálculo Excel con los formatos específicos para la recolección de los puntos, manteniendo los datos de georreferenciación original como huso horario (Zona 17), datum (WGS 84) y sistema de coordenadas, además de la información del lugar de colecta como localidad, distrito y provincia si contaban con ella, de acuerdo a lo recomendado por Martínez (2012) y Arias (2016).

### 3.3.6. Selección y descarga de variables ambientales

**Tabla 5**

*Variables bioclimáticas de WorldClim.*

N°	Etiqueta	Variable	Unidad de Medida
1	Bio1	Temperatura media anual	°C
2	Bio2	Rango de temperatura media diurna	°C
3	Bio3	Isotermalidad (BIO2 / BIO7) (* 100)	%
4	Bio4	Temperatura estacional (desviación estándar * 100)	%
5	Bio5	Temperatura máxima del mes más cálido	°C
6	Bio6	Temperatura mínima del mes más frío	°C
7	Bio7	Rango anual de temperatura (BIO5-BIO6)	°C
8	Bio8	Temperatura promedio del trimestre más lluvioso	°C
9	Bio9	Temperatura promedio del trimestre más seco	°C
10	Bio10	Temperatura promedio del trimestre más cálido	°C
11	Bio11	Temperatura promedio del trimestre más frío	°C
12	Bio12	Precipitación anual	mm
13	Bio13	Precipitación del mes más lluvioso	mm
14	Bio14	Precipitación del mes más seco	mm
15	Bio15	Estacionalidad de la precipitación (coeficiente de variación, %)	mm
16	Bio16	Precipitación del trimestre más lluvioso	mm
17	Bio17	Precipitación del trimestre más seco	mm
18	Bio18	Precipitación del trimestre más cálido	mm
19	Bio19	Precipitación del trimestre más frío	mm
20	Rad_Sol	Radiación solar multianual	$\text{kJ m}^{-2} \text{ día}^{-1}$
21	Altitud	Altitud	msnm
22	Pendiente	Pendiente	°

Nota: °C: grados Celsius; %: porcentaje; mm: milímetros; msnm: metros sobre el nivel del mar;  $\text{kJ m}^{-2} \text{ día}^{-1}$ : kilojulios por metro cuadrado por día; °: grados.

Las variables ambientales utilizadas en el estudio fueron descargadas de la base WorldClim versión 2.1 (lanzada en enero del 2020). Se incluyeron 19 variables “bioclimáticas”, la variable de radiación solar multianual y la variable de elevación, todas en formato TIFF con una resolución espacial de 1 km<sup>2</sup> (30 segundos de arco), en base a la variable elevación se obtuvo las variables topográficas de altitud (m) y pendiente (%).

### **3.3.7. Preparación de los datos de presencia de la especie**

La preparación de los datos de ocurrencia para el proceso del modelado consistió primero en la estandarización de coordenadas geográficas (latitud y longitud), después se procedió hacer la limpieza de datos en el programa R, donde se eliminaron: los puntos que no estuvieran en la zona de estudio, los puntos de ocurrencia que presentaran la misma coordenada geográfica y considerando que, los puntos de presencia deben estar separados a una distancia > 1 km entre ellos para reducir los errores de la autocorrelación espacial (Kamilar y Tecot, 2016), se eliminó los registros duplicados por pixel. Una vez realizado este procedimiento, los puntos resultantes fueron superpuestos en las imágenes de Google Earth donde se hizo la verificación de cada punto relacionando la localidad descrita textualmente y las coordenadas geográficas asignadas a cada ejemplar de acuerdo a la información que presentaran.

Finalmente, en la hoja de Excel (xlsx.) se organizó los datos de ocurrencia en tres columnas: Especie, Longitud y Latitud; y se guardó en formato de valores separados por comas (csv.) para que pueda ser ingresado a software MaxEnt. Es importante que los datos estén expresados en grados decimales y estén dispuestos en el orden mencionado para que el programa MaxEnt pueda realizar el proceso del modelado de manera fluida y sin complicaciones (Vásquez, 2024).

**Figura 14**

*Datos de presencia de Podocarpus oleifolius en formato (CSV).*

```

Especie,Longitud,Latitud,
Podocarpus oleifolius ,-78.369804,-6.623709,
Podocarpus oleifolius ,-79.051324,-6.361495,
Podocarpus oleifolius ,-78.751873,-6.606377,
Podocarpus oleifolius ,-78.745241,-6.613938,
Podocarpus oleifolius ,-78.722866,-6.616915,
Podocarpus oleifolius ,-78.403826,-6.444608,
Podocarpus oleifolius ,-78.394109,-6.435309,
Podocarpus oleifolius ,-79.301048,-6.399817,
Podocarpus oleifolius ,-79.298987,-6.403969,
Podocarpus oleifolius ,-79.280166,-6.379761,

```

### **3.3.8. Acondicionamiento de cartografía digital base**

Dado que la investigación comprendió el ámbito de la Región Cajamarca se empleó archivos en formato Shapefile con representación poligonal para poder cuantificar las extensiones territoriales con mayor precisión y evitar posibles errores de superposición dentro del área de estudio (Enríquez, 2021). Para esto, los límites político-administrativos de la Región de Cajamarca en formato shapefile (shp) se descargaron de la Mapoteca Virtual del Gobierno Regional Cajamarca - Sub Gerencia de Acondicionamiento Territorial.

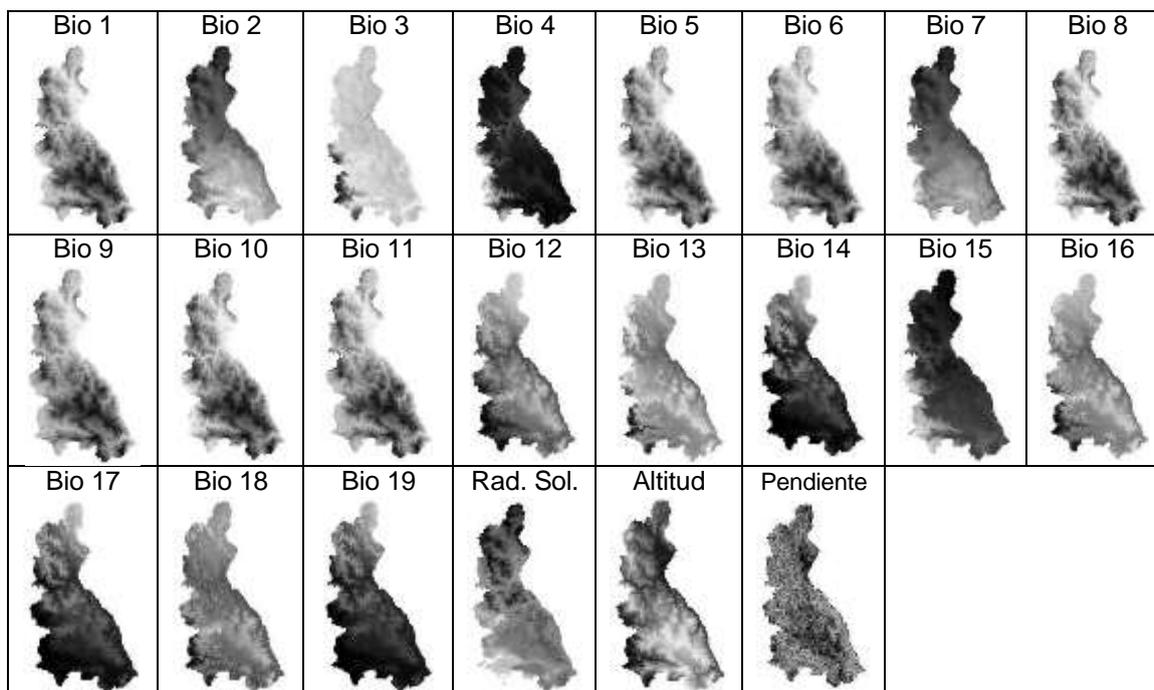
### **3.3.9. Acondicionamiento de variables**

Es importante que todas las variables consideradas tengan la misma escala espacial (extensión y resolución) para poder ingresarlas en el programa, las 22 variables recolectadas del escenario mundial se descargaron en formato Raster con una resolución de 1 km<sup>2</sup>, se procedió a recortar todas las capas al área de modelado en el programa QGIS, empleando un vector del límite de la región con un buffer externo de 1 km (Nuñez, 2013) con el fin de que al recortar las capas ambientales no se perdiera algún pixel con información esencial para la distribución de la especie, para esta tarea se usó la herramienta “Extract by Mask”.

Después, con cada una de las variables recortadas, se procedió hacer el cambio de un formato TIFF a un formato ASCII (extensión aceptada por MaxEnt), para esto se utilizó la herramienta “Raster to ASCII” (Conversion Tools).

**Figura 15**

Recorte de variables ambientales al límite del área de modelado.



Nota: Las variables "Bio" corresponden a datos bioclimáticos derivados de temperatura y precipitación, además se incluye las variables de radiación solar, altitud y pendiente. La escala de grises de los mapas representa los valores relativos de cada variable dentro de la región, donde los tonos más oscuros indican valores más altos y los tonos más claros valores más bajos.

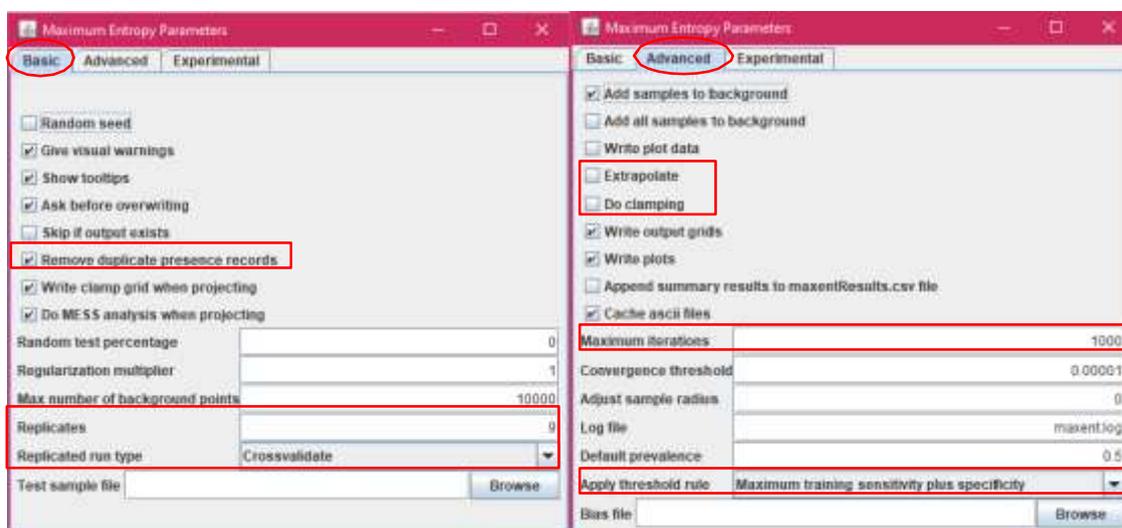
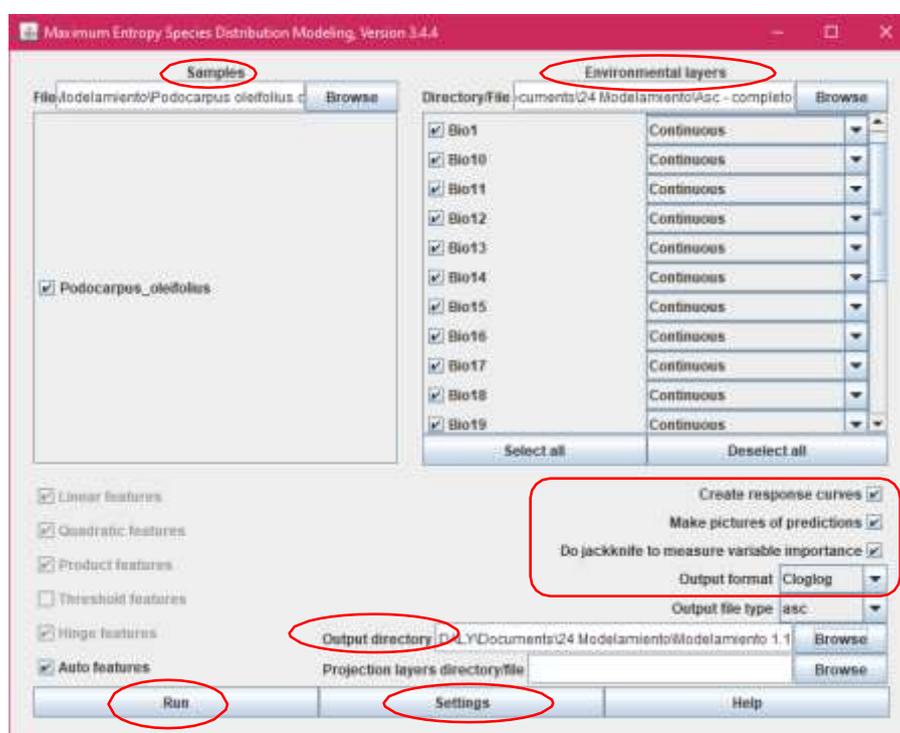
### 3.3.10. Calibración, ejecución y validación del modelo

Con todos los datos acondicionados previamente, se procedió a iniciar el proceso de modelado, dentro del entorno del software MaxEnt se incorporó el archivo en formato CSV (puntos de ocurrencia) en la sección *Samples*, las variables bioclimáticas en formato ASCII se añadieron en la sección de *Environmental layers*, para definir la ruta de almacenamiento de los resultados se estableció una carpeta en el campo de *Output directory*. En la pestaña **Settings**, se verificó que la opción *Remove duplicate presence records* estuviera activada, en el campo *Replicate run type* se seleccionó la alternativa *Crossvalidate* y se configuró el algoritmo con 9 réplicas (Lozano, 2020). En la pestaña **Advanced** se desactivó las opciones *Extrapolate* y *Do clamping* (Elith et al., 2011), en el campo *Maximum iterations* cambiamos el valor de omisión de 500 a 1000 interacciones. Después, en *Apply threshold rule* (regla de

aplicación de umbral) seleccionamos la opción *Maximum training sensitivity plus specificity* (Manzanilla, 2021). En la opción *output format* se indicó el formato de salida *Cloglog*, y se habilitó las opciones de las curvas de respuesta y el análisis Jackknife (Figura 17), para la selección de las variables ambientales de importancia que contribuyeron al modelo, las demás opciones se mantuvieron por defecto. Una vez concluidas las configuraciones se procedió a ejecutar el programa con la opción Run.

**Figura 16**

*Configuraciones en la interfaz de MaxEnt.*



Al terminar el proceso en MaxEnt se generó un archivo html que contiene la tabla de contribución de las variables y la prueba de Jackknife.

### **3.3.11. Evaluación de rendimientos de los modelos**

Se avaluó el desempeño del modelo y el grado de significancia a través de los valores promedios del AUC (Área Bajo la Curva), que es la relación entre la sensibilidad y especificidad del modelo con valores que van de 0 a 1, donde los valores cercanos a 1 indican un alto desempeño del modelo y valores menores a 0.5 indican un bajo desempeño. Se ha considerado que los modelos con un valor de rendimiento por encima de 0.80 son los que predicen mejor el área potencial de distribución en especies forestales (Gutiérrez et al., 2018; Jiménez Valverde et al., 2013).

Otra evaluación que se empleó fue la prueba de Jackknife con la cual se identificó las variables ambientales que aportaron más al modelo y el porcentaje de contribución de cada una en la distribución geográfica de la especie (Ávila et al., 2014; Lagones, 2023).

### **3.3.12. Cálculo de áreas y diseño de mapa**

El producto final del proceso del modelado es un raster de idoneidad cuyos píxeles tienen valores entre 0 y 1 que representan la probabilidad de presencia de la especie, valores cercanos a 0 indican baja probabilidad de presencia y 1 alta probabilidad de presencia; por lo que para obtener el mapa se realizó la clasificación de dichos píxeles en cuatro categorías: (a)  $< 0.25$ , áreas de probabilidad de presencia nula; (b)  $0.25 - 0.50$ , áreas de probabilidad de presencia baja; (c)  $0.50 - 0.75$ , áreas de probabilidad de presencia media y (d)  $0.75$ , áreas de alta probabilidad de presencia (Quispe y Nuñez, 2020). (Merow et al., 2013; Yan et al., 2018). Con las consideraciones anteriores, se procedió a transformar el modelo en formato raster a formato shapefile (shp) creando curvas de nivel de rangos de  $0 - 0.25 - 0.50 - 0.75 - 1$ ; después se crearon los polígonos a partir del rango de 0.75 en adelante para el cálculo de las áreas potenciales.

## IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 4.1. Nicho actual del *Podocarpus oleifolius* D.Don

#### 4.1.1. Colección de ocurrencias e identificación de zonas de distribución

De los 105 puntos de presencia registrados de *Podocarpus oleifolius* D.Don en la Región Cajamarca, 88 puntos quedaron después de la eliminación de registros duplicados y la selección de un registro por celda. Estos fueron los que se consideraron en el proceso de modelado (Tabla 6).

**Tabla 6**

*Datos de colección de Podocarpus oleifolius D.Don en la Región Cajamarca.*

Nº	Altitud (msnm)	Latitud	Longitud	Distrito	Provincia	Fuente
1	2950	-6.623709	-78.369804	La Libertad de Pallán	Celendín	HD
2	2670	-6.361495	-79.051324	Querocoto	Chota	CPUN
3	2800	-6.444608	-78.403826	Chadín	Chota	HD
4	2630	-6.435309	-78.394109	Chadín	Chota	HD
5	2816	-6.606377	-78.751873	Lajas	Chota	HD
6	2816	-6.613938	-78.745241	Lajas	Chota	HD
7	2870	-6.616915	-78.722866	Lajas	Chota	HD
8	2790	-6.624982	-78.740025	Lajas	Chota	HD
9	3022	-6.626878	-78.723817	Lajas	Chota	HD
10	2717	-6.622444	-78.725111	Lajas	Chota	HD
11	2650	-6.399817	-79.301048	Miracosta	Chota	NYBG
12	2680	-6.403969	-79.298987	Miracosta	Chota	FMNH
13	2500	-6.379761	-79.280166	Miracosta	Chota	MO
14	2500	-6.388605	-79.291828	Miracosta	Chota	GBIF
15	2400	-7.408902	-78.782525	Contumazá	Contumazá	HD
16	2400	-7.407945	-78.815477	Contumazá	Contumazá	HD
17	2501	-7.392656	-78.817697	Contumazá	Contumazá	CPUN
18	2800	-7.388658	-78.813624	Contumazá	Contumazá	CPUN
19	2700	-7.393217	-78.810996	Contumazá	Contumazá	CPUN
20	2950	-7.401551	-78.752995	Contumazá	Contumazá	CPUN
21	2500	-7.405338	-78.810682	Contumazá	Contumazá	HD
22	2500	-7.404871	-78.778441	Contumazá	Contumazá	HD
23	2530	-7.396829	-78.779416	Contumazá	Contumazá	HD
24	2700	-7.395797	-78.771432	Contumazá	Contumazá	HD
25	2800	-7.388508	-78.780139	Contumazá	Contumazá	HD
26	3000	-7.388649	-78.770689	Contumazá	Contumazá	HD
27	2800	-7.399306	-78.768723	Contumazá	Contumazá	HD
28	2563	-7.396052	-78.779587	Contumazá	Contumazá	HD
29	2800	-7.398511	-78.801104	Contumazá	Contumazá	FMNH
30	2780	-7.402544	-78.769824	Contumazá	Contumazá	FMNH
31	2900	-7.388213	-78.786367	Contumazá	Contumazá	GBIF
32	2900	-7.387216	-78.795374	Contumazá	Contumazá	GBIF
33	2900	-7.398703	-78.761387	Contumazá	Contumazá	GBIF
34	2200	-6.288214	-78.712479	Socota	Cutervo	CPUN
35	1950	-6.216539	-78.666911	Socota	Cutervo	MO

36	2539	-6.237160	-78.737251	San Andrés de Cutervo	Cutervo	HD
37	2400	-6.199462	-78.699774	San Andrés de Cutervo	Cutervo	MO
38	1990	-6.199864	-78.600054	San Juan de Cutervo	Cutervo	MO
39	2200	-6.211944	-78.597778	San Juan de Cutervo	Cutervo	MO
40	1800	-6.166908	-78.667014	Santo Tomás	Cutervo	MO
41	3192	-6.648702	-78.409593	Bambamarca	Hualgayoc	HD
42	3192	-6.653388	-78.403886	Bambamarca	Hualgayoc	HD
43	3192	-6.631464	-78.412895	Bambamarca	Hualgayoc	HD
44	2700	-6.651871	-78.728462	Chugur	Hualgayoc	CPUN
45	3186	-6.688734	-78.712412	Chugur	Hualgayoc	HD
46	3200	-6.648572	-78.704275	Chugur	Hualgayoc	HD
47	2680	-6.656822	-78.716927	Chugur	Hualgayoc	HD
48	3000	-6.656397	-78.707206	Chugur	Hualgayoc	HD
49	3000	-6.659606	-78.704523	Chugur	Hualgayoc	HD
50	3100	-6.659939	-78.695503	Chugur	Hualgayoc	HD
51	2739	-6.670645	-78.737511	Chugur	Hualgayoc	HD
52	2917	-6.637121	-78.733922	Chugur	Hualgayoc	HD
53	2300	-5.698555	-79.299244	Sallique	Jaén	MO
54	2260	-5.700744	-79.301711	Sallique	Jaén	NYBG
55	1650	-5.654907	-79.313051	Sallique	Jaén	GBIF
56	2400	-5.674126	-79.271319	Sallique	Jaén	GBIF
57	2250	-5.115019	-79.021796	San Ignacio	San Ignacio	HD
58	2200	-5.105822	-79.006531	San Ignacio	San Ignacio	HD
59	2540	-5.063889	-78.721944	Huarango	San Ignacio	GBIF
60	2580	-5.088915	-78.709974	Huarango	San Ignacio	MO
61	1540	-5.399927	-78.899722	La Coipa	San Ignacio	FMNH
62	1060	-5.419961	-78.880086	La Coipa	San Ignacio	FMNH
63	1170	-5.416007	-78.884045	La Coipa	San Ignacio	MO
64	1865	-5.000401	-78.899521	San José de Lourdes	San Ignacio	MO
65	1690	-5.011838	-78.902476	San José de Lourdes	San Ignacio	GBIF
66	2500	-4.966201	-78.883635	San José de Lourdes	San Ignacio	GBIF
67	1860	-5.314143	-79.289493	Tabaconas	San Ignacio	GBIF
68	2400	-5.287812	-79.268425	Tabaconas	San Ignacio	GBIF
69	2900	-5.275188	-79.268373	Tabaconas	San Ignacio	GBIF
70	2400	-5.287724	-79.262988	Tabaconas	San Ignacio	GBIF
71	1986	-5.299878	-79.299845	Tabaconas	San Ignacio	MO
72	1800	-5.318611	-79.286244	Tabaconas	San Ignacio	MO
73	2300	-5.299325	-79.265987	Tabaconas	San Ignacio	NYBG
74	2900	-7.011699	-79.029167	El Prado	San Miguel	CPUN
75	2900	-6.767173	-78.785913	Catilluc	San Miguel	HD
76	2900	-6.761497	-78.788999	Catilluc	San Miguel	HD
77	2900	-6.765310	-78.787938	Catilluc	San Miguel	HD
78	2600	-6.774726	-78.799896	Tongod	San Miguel	CPUN
79	2600	-6.754982	-78.806415	Tongod	San Miguel	CPUN
80	3000	-6.739215	-78.771301	Tongod	San Miguel	HD
81	3000	-6.718285	-78.787958	Tongod	San Miguel	HD
82	2600	-6.788367	-78.797658	Tongod	San Miguel	HD
83	2600	-6.754124	-78.811605	Tongod	San Miguel	HD
84	2700	-6.772166	-78.814828	Tongod	San Miguel	HD
85	3200	-6.786196	-78.898779	Pulán	Santa Cruz	HD
86	3150	-6.775730	-78.895361	Pulán	Santa Cruz	HD
87	3000	-6.750301	-78.872531	Pulán	Santa Cruz	MO
88	3100	-6.804433	-78.899704	Pulán	Santa Cruz	MO

Nota: HD: Herbario de Dendrología - Universidad Nacional de Cajamarca, CPUN: Cajamarca Perú Universidad Nacional (Herbario). NYBG: The New York Botanical Garden, MO: Missouri Botanical Garden, FMNH: The Field Museum of Natural History, GBIF: Global Biodiversity Information Facility.

Con los datos de ocurrencia se identificaron las zonas de distribución actual de *Podocarpus oleifolius* D.Don, teniéndose registro de esta especie en las provincias de Celendín, Chota, Contumazá, Cutervo, Hualgayoc, Jaén, San Ignacio, San Miguel y Santa Cruz (Tabla 7).

**Tabla 7**

*Identificación de lugares de distribución actual de Podocarpus oleifolius D.Don en la Región Cajamarca.*

Provincia	Distrito	Lugar de colecta	N° de Puntos
Celendín	La Libertad de Pallán	La Libertad del Porvenir	1
	Querocoto	Ruta hacia el bosque de Ocshahuilca	1
Chota	Chadín	Caserío La Unión - Bosque La Playa y alrededores	2
	Lajas	CP. Llangodén Alto y zonas aledañas	6
	Miracosta	Chonta Cruz - La Unión	4
	Contumazá	Bosque Cachil	19
Cutervo	Socota	Bosque secundario y campos de cultivo.	2
	San Andrés de Cutervo	Parque Nacional de Cutervo - Bosque Montano	2
	San Juan de Cutervo	Parque Nacional de Cutervo - Bosque Montano	2
	Santo Tomás	Parque Nacional de Cutervo - Bosque Montano	1
Hualgayoc	Bambamarca	CP. Huangamarca. Localidad 28 de julio. Bosque La Balsilla. Bosque montano fragmentado.	3
	Chugur	- Abajo de Perlamayo	9
		- Sector las Quinuas, Ramirez, El Chencho	
Jaén	Sallique	Al este del espino Cerro Chalaque / Localidad de Lanchal	4
	San Ignacio	Caserío Alto Ihuamaca. Zona de amortiguamiento del SNTN	2
San Ignacio	Huarango	Localidad El Tablón	2
	La Coipa	Localidad la Florida	3
	San José de Lourdes	Localidad de Camana	3
	Tabaconas	Localidad El Pajonal	7
San Miguel	El Prado	Cas Huanchilla. Bosque de Neblina	1
	Catilluc	CP La Selva. Bosque Montano Fragmentado.	3
	Tongod	- Tongod Alto	7
- Sobre el desvío a Tongod			
Santa Cruz	Pulán	Cerro Campanario. Alrededores de la Catarata - Margen izquierdo de la Quebrada El Cedro	4

Vicuña-Miñano (2005), Sánchez y Calderón 2010, Sánchez (2011 y 2017) y Acosta (2019) mencionan la distribución de *Podocarpus oleifolius* en las provincias de Contumazá (bosque de Cachil), San Miguel (Tongod y El Prado), Cutervo (San Andrés de Cutervo) y San Ignacio (distritos de San Ignacio, Tabaconas, Namballe, Chirinos y la Coipa). Así mismo, se tiene registro de la especie en Jaén, Hualgayoc (Chugur) y Chota (Miracosta y Querocoto), según Romero (2019) y Vicente (2023).

Por otro lado, la presente investigación contó con el número mínimo de puntos de presencia requeridos para determinar la distribución de nicho ecológico de una especie, de acuerdo con Quispe (2022), quien menciona que el desempeño de un modelo es mejor cuando se tiene como mínimo 20 registros.

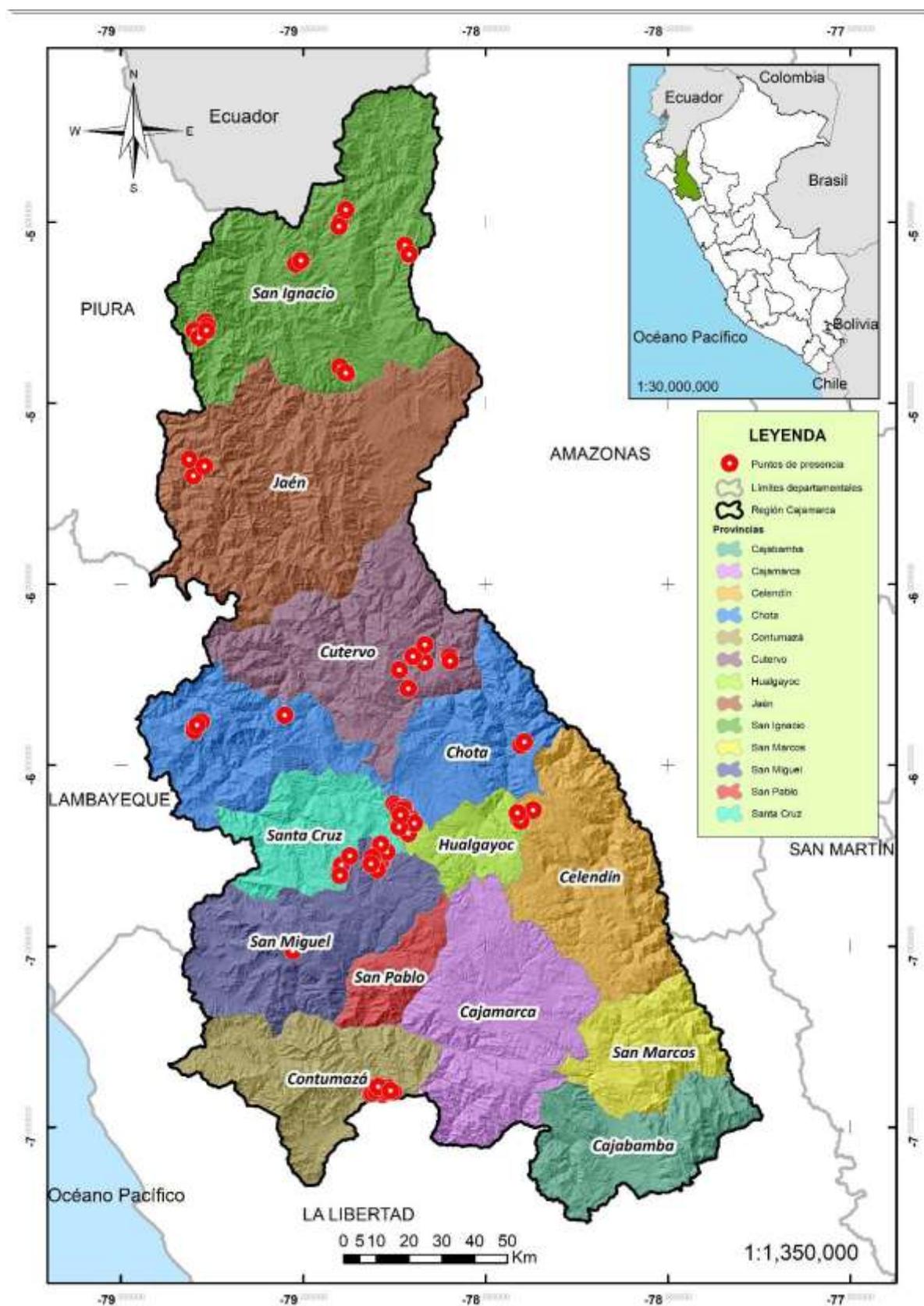
Aunque es cierto que los datos obtenidos de fuentes digitales y de herbarios presentan inconvenientes, como errores de precisión en la georreferenciación e identificación botánica (Soberón y Peterson, 2005; Papes y Gaubert, 2007), y que muchos de estos registros han sido recolectados por distintas personas con diferentes objetivos, lo cual puede generar una representación sesgada de la distribución de la especie (Machoa, 2021), existen métodos para mejorar su calidad, como la depuración de duplicados, eliminación de registros con coordenadas inexactas o ausentes, validación taxonómica mediante bases de datos estandarizadas y verificación espacial con herramientas de sistemas de información geográfica (SIG). Estas acciones permiten asegurar que los datos sean aptos para ser procesados para el modelamiento de nicho ecológico. A pesar de sus limitaciones, estas bases de datos siguen siendo fundamentales para comprender la distribución geográfica de las especies y generar mapas de riqueza florística que aportan significativamente al conocimiento de la biodiversidad regional (Guisan y Zimmermann, 2000).

#### **4.1.2. Mapa de distribución actual de *Podocarpus oleifolius* D. Don**

En el siguiente mapa se visualiza la distribución de los registros de ocurrencia.

Figura 17

Mapa de distribución actual de *Podocarpus oleifolius* D. Don en la Región Cajamarca.



En el mapa anterior, se muestra mayor cantidad de datos de presencia en las provincias de Contumazá, Chota, San Ignacio y San Miguel, lo que refleja una mayor exploración y estudio en comparación con otras regiones. Así mismo, se constata la presencia de la especie en las provincias de Celendín, Cutervo, Hualgayoc, Jaén y Santa Cruz; aunque con menores cantidades de puntos de ocurrencia; esto no significa una menor representatividad de la especie en estas áreas, la variación en el número de puntos en una localidad responde muchas veces a las extensas distribuciones irregulares de las especies (Peterson et al., 2000) y a la falta de información en ciertos lugares, llevando a una percepción sesgada de la distribución de la especie en esos espacios (Vásquez, 2024). Los puntos de presencia están distribuidos entre los rangos altitudinales de 1000 a 3200 msnm, de acuerdo con el estudio de Zevallos (1998) en Cajamarca reporta la presencia de esta especie entre los 1000 a 3275 msnm; y Reynel et al. (2003) mencionan que esta especie tiene una distribución hasta los 3500 msnm.

A nivel de áreas naturales protegidas se encontraron registros de presencia en el Área de Conservación Privada Páramos y Bosques Montanos San Miguel de Tabaconas y en el Área de Conservación Privada Bosque Cachil; según los estudios de Servindi (2018), Arroyo et al. (2008) y Vera (2018) destacan esta especie en dichas zonas.

Al analizar la distribución actual de *Podocarpus oleifolius* D. Don. es evidente que existe la desventaja de sesgar áreas donde se tiene poca información, sin embargo de acuerdo a Young (2007), durante cientos de años se han realizado inventarios de campo para mapear la distribución de plantas y animales, pero a pesar de los innumerables estudios, el conocimiento de la distribución de la mayoría de las especies en regiones lejanas es aún incompleto; por lo que es recomendable realizar estudios con inventarios de campo ya que proporcionan un conocimiento apropiado de la riqueza en determinadas zonas, pero hay que tener en cuenta que los trabajos de campo pueden demandar tiempo, ser costosos e incluso arriesgados por lo que, para trabajos de esta naturaleza se sugiere llevarlos a cabo en extensiones más reducidas, cuyos valores después se puedan extrapolar al resto del territorio para generar una distribución más exacta de las especies.

#### 4.2. Áreas potenciales de *Podocarpus oleifolius* D.Don

El modelo estimó un área potencial de 895.83 km<sup>2</sup> (89,582.61 ha) en la Región Cajamarca para *Podocarpus oleifolius* D. Don, destacándose mayores extensiones en las provincias de Santa Cruz, Chota, San Miguel, San Ignacio y Contumazá. Asimismo, se identificaron zonas con condiciones ecológicas favorables en Hualgayoc, Jaén, Cutervo, Celendín, San Pablo, Cajamarca y San Marcos. Aunque en estas últimas las áreas no son amplias, no se descarta el posible establecimiento de la especie debido a la adecuación de las condiciones ambientales. En la siguiente tabla se detalla las áreas potenciales por provincias y distritos.

**Tabla 8**

*Áreas potenciales de Podocarpus oleifolius D.Don con 75 a 100% de probabilidad.*

Provincia	Distrito	Área por distrito		Área por provincia	
		Km <sup>2</sup>	Ha	Km <sup>2</sup>	Ha
Cajamarca	Asunción	0.7800	77.9968	6.7641	676.4115
	Chetilla	2.8479	284.7878		
	Cajamarca	0.3334	33.3379		
	Cospán	2.8029	280.2890		
Celendín	La Libertad De Pallán	2.0351	203.5080	20.6503	2065.0275
	Sorochuco	1.1003	110.0258		
	Celendín	0.8043	80.4334		
	Cortegana	4.2404	424.0442		
	Huasmín	10.6772	1067.7184		
	José Galvez	0.5554	55.5389		
	Miguel Iglesias	1.2376	123.7588		
Chota	Cochabamba	1.5158	151.5746	190.8767	19087.6713
	Chiguirip	22.4993	2249.9333		
	Anguia	0.1812	18.1227		
	Chota	60.0423	6004.2297		
	Conchán	15.4536	1545.3596		
	Lajas	56.4800	5647.9948		
	Llama	0.4788	47.8765		
	Paccha	1.1825	118.2506		

	Tacabamba	1.2057	120.5745		
	Chalamarca	31.8376	3183.7551		
	Yonán	0.1072	10.7239		
	Santa Cruz de Toledo	0.0336	3.3584		
	Tantarica	19.6349	1963.4855		
Contumazá	Guzmango	9.5033	950.3326	84.5321	8453.2133
	San Benito	0.7763	77.6315		
	Cupisnique	15.1568	1515.6808		
	Contumazá	39.3200	3932.0004		
	Querocotillo	0.0463	4.6279		
Cutervo	Cutervo	30.3088	3030.8805	30.3551	3035.5083
	Bambamarca	6.1437	614.3646		
Hualgayoc	Chugur	41.6135	4161.3488	47.7975	4779.7522
	Hualgayoc	0.0404	4.0388		
	Sallique	8.9764	897.6413		
	Chontalí	0.2015	20.1487		
	Jaén	0.0042	0.4193		
Jaén	Pomahuaca	14.5502	1455.0175	33.8637	3386.3702
	Huabal	0.0125	1.2534		
	San Felipe	10.0893	1008.9302		
	San José Del Alto	0.0296	2.9598		
	Chirinos	3.1322	313.2170		
	Huarango	0.5240	52.3960		
	La Coipa	2.3889	238.8945		
San Ignacio	Namballe	50.1942	5019.4187	116.4186	11641.8642
	San Ignacio	3.9128	391.2844		
	San Jose De Lourdes	13.7283	1372.8266		
	Tabaconas	42.5383	4253.8272		
	Ichocán	0.2505	25.0450		
	José Manuel Quiroz	4.8838	488.3842		
San Marcos	José Sabogal	1.0362	103.6168	6.4446	644.4641
	Pedro Galvez	0.0787	7.8707		
	Chancay	0.1955	19.5475		
	Niepos	9.7756	977.5572		
	Catilluc	27.0813	2708.1289		
San Miguel	Llapa	0.0111	1.1129	130.2557	13025.5702
	Calquis	12.8713	1287.1257		
	Bolivar	1.5243	152.4298		
	Tongod	74.1151	7411.5111		

	Union Agua Blanca	3.6549	365.4862		
	San Gregorio	1.2165	121.6534		
	San Silvestre de Cochán	0.0057	0.5650		
San Pablo	Tumbadén	6.6597	665.9680	8.5952	859.5170
	San Pablo	1.9355	193.5490		
	Saucepampa	1.0089	100.8894		
	Pulan	68.0445	6804.4533		
	Ninabamba	25.7607	2576.0662		
	La Esperanza	5.3961	539.6054		
Santa Cruz	Chancaybaños	4.3711	437.1085	219.2724	21927.2447
	Catache	80.9517	8095.1676		
	Andabamba	2.2350	223.5015		
	Utiyacu	13.3530	1335.3027		
	Yauyucán	18.1515	1815.1500		
<b>ÁREA TOTAL</b>				<b>895.8261</b>	<b>89582.6145</b>

La distribución de áreas potenciales para *Podocarpus oleifolius* D.Don en la región Cajamarca abarca zonas nuevas en su distribución, teniendo en cuenta que los puntos de presencia solo corresponden a las provincias de Contumazá, Chota, San Ignacio, San Miguel, Celendín, Cutervo, Hualgayoc, Jaén y Santa Cruz; sin embargo, a partir de modelamiento realizado la distribución potencial se extiende a las provincias de Cajamarca, San Marcos y San Pablo; siendo una predicción importante el incremento del nuevo hábitat adecuado para la especie.

Las características climáticas de los distritos de Asunción, Chetilla, Cajamarca, Cospán, Ichocán, Pedro Gálvez, José Manuel Quiroz y San Pablo; presentan condiciones ambientales compatibles con los requerimientos ecológicos de la especie. Las variables bioclimáticas analizadas, como la temperatura media en el trimestre más lluvioso y la precipitación en el periodo más húmedo, revelan un entorno propicio caracterizado por temperaturas moderadas y niveles adecuados de humedad. Estas zonas, ubicadas principalmente entre los 2 000 y 3 000 m s.n.m., corresponden a formaciones de bosque montano húmedo, donde predominan condiciones propias de las zonas de vida bosque muy

húmedo Montano Bajo (bmh-MB), bosque húmedo Montano Bajo (bh-MB) y bosque húmedo Montano (bh-M); ideales para el establecimiento y desarrollo de esta conífera andina (Criollo, 2019).

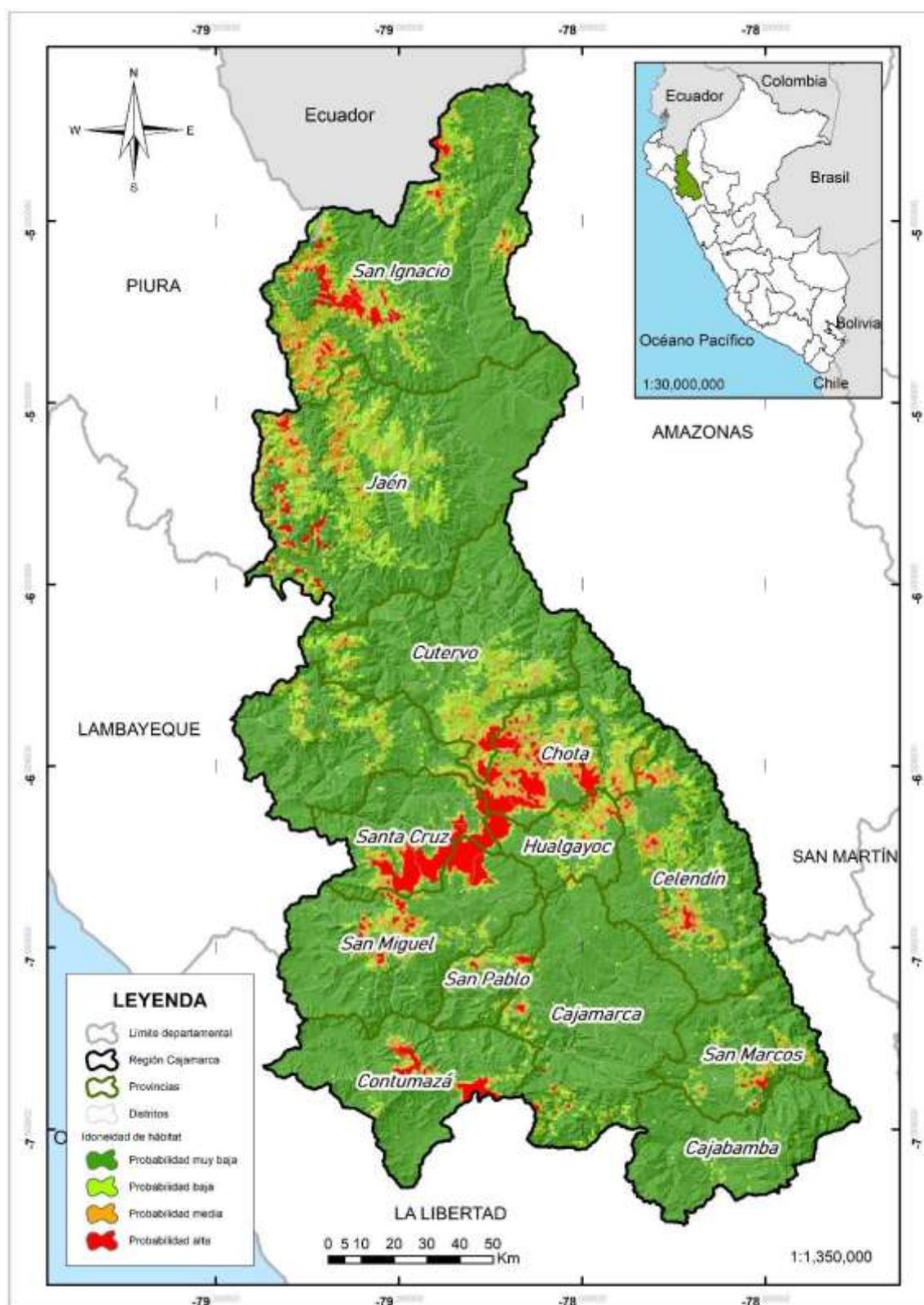
Particularmente el distrito de Chancay, su territorio se sitúa dentro de la vertiente occidental andina, con una altitud media que oscila entre los 2 000 y 3 200 m s.n.m., lo cual coincide con el rango altitudinal óptimo para esta especie. El modelo predice su presencia en esta zona debido, principalmente, a la combinación de temperaturas moderadas y precipitaciones significativas en los trimestres más lluviosos, variables como la temperatura media del trimestre más lluvioso (Bio8) y la precipitación en el trimestre más lluvioso (Bio16) son determinantes para la posible presencia de la especie en este distrito, ya que aseguran condiciones de humedad y estabilidad térmica necesarias para su regeneración y crecimiento. Además, la presencia de bosques montanos remanentes y la topografía irregular contribuyen a la formación de microclimas favorables; no obstante, la fragmentación del hábitat y la limitada conectividad entre parches boscosos podrían representar desafíos para la expansión natural de la especie.

Si bien los resultados del modelamiento proporcionan una estimación útil sobre las áreas potenciales de distribución de *Podocarpus oleifolius*, es importante interpretarlos con cautela y para estudios posteriores realizar investigaciones más específicas por distrito para validar la presencia real de la especie, caracterizar las poblaciones existentes y evaluar el estado de conservación de los ecosistemas donde se proyecta su distribución, fortaleciendo así la toma de decisiones para la conservación y manejo de esta conífera.

A continuación, se detalla la clasificación de la idoneidad del hábitat para *Podocarpus*, donde el color verde oscuro representa las áreas con probabilidad muy baja (0 a 25%), verde claro para las zonas con probabilidad baja (25 a 50%), naranja para las áreas con probabilidad media (50 a 75%) y rojo para las zonas altamente idóneas (75 a 100%).

Figura 18

Distribución potencial de *Podocarpus oleifolius* D. Don en la Región Cajamarca.



Las áreas potencialmente adecuadas para *Podocarpus* representan el 2.72% de la región estudiada, abarcando 12 provincias. Tesfamariam *et al.* (2022), mencionan que el área predicha de presencia de la especie suele ser mayor que su distribución actual, lo que explicaría en la presente investigación, el espacio geográfico clasificado como adecuado cubre predominantemente las áreas de distribución actual de la especie, teniendo en cuenta que MaxEnt es una herramienta de predicción que genera nichos ecológicos sin profundizar otras dimensiones ecológicas o antrópicas como interacciones con otras especies ya sea competencias, mutualismo, proveedores de alimento, depredación o barreras geográficas Gómez (2010). Así mismo, se debe considerar que muchas de estas áreas potenciales para rehabilitación a escala se pueden encontrar en espacios fragmentados lo que es muy común en provincias de la región.

Pero es importante destacar que la modelación del nicho ecológico es una herramienta que nos ofrece un mejor entendimiento sobre la distribución geográfica y los hábitats adecuados (Soberón & Peterson, 2005), ya que, el conocimiento sobre las especies amenazadas es crucial para desarrollar futuros planes de conservación, generalmente faltan datos detallados sobre la distribución real y potencial de las especies, debido a que la recopilación de dichos datos es costosa y requiere mucha mano de obra. (Phillips *et al.*, 2006; Elith *et al.*, 2011). Cuando se dispone de datos confiables, los modelos de distribución de especies permiten superar las limitaciones mencionadas, ya que estos modelos predicen la distribución geográfica de las especies al establecer una relación entre los sitios de presencia y las condiciones ambientales prevalecientes en estos lugares (Phillips *et al.*, 2006; Kumar y Stohlgren, 2009; Elith *et al.*, 2011; Eastman, 2012).

Así mismo, las áreas potenciales de *P. oleifolius* dentro de las áreas naturales protegidas en la Región Cajamarca abarcan una extensión total de 8 978.96 hectáreas (89.78 Km<sup>2</sup>), incluyendo mayores extensiones en el ACR Bosques El Chaupe, Cunía y Chinchiquilla y el Santuario Nacional Tabaconas-Namballe (Tabla 8).

**Tabla 9**

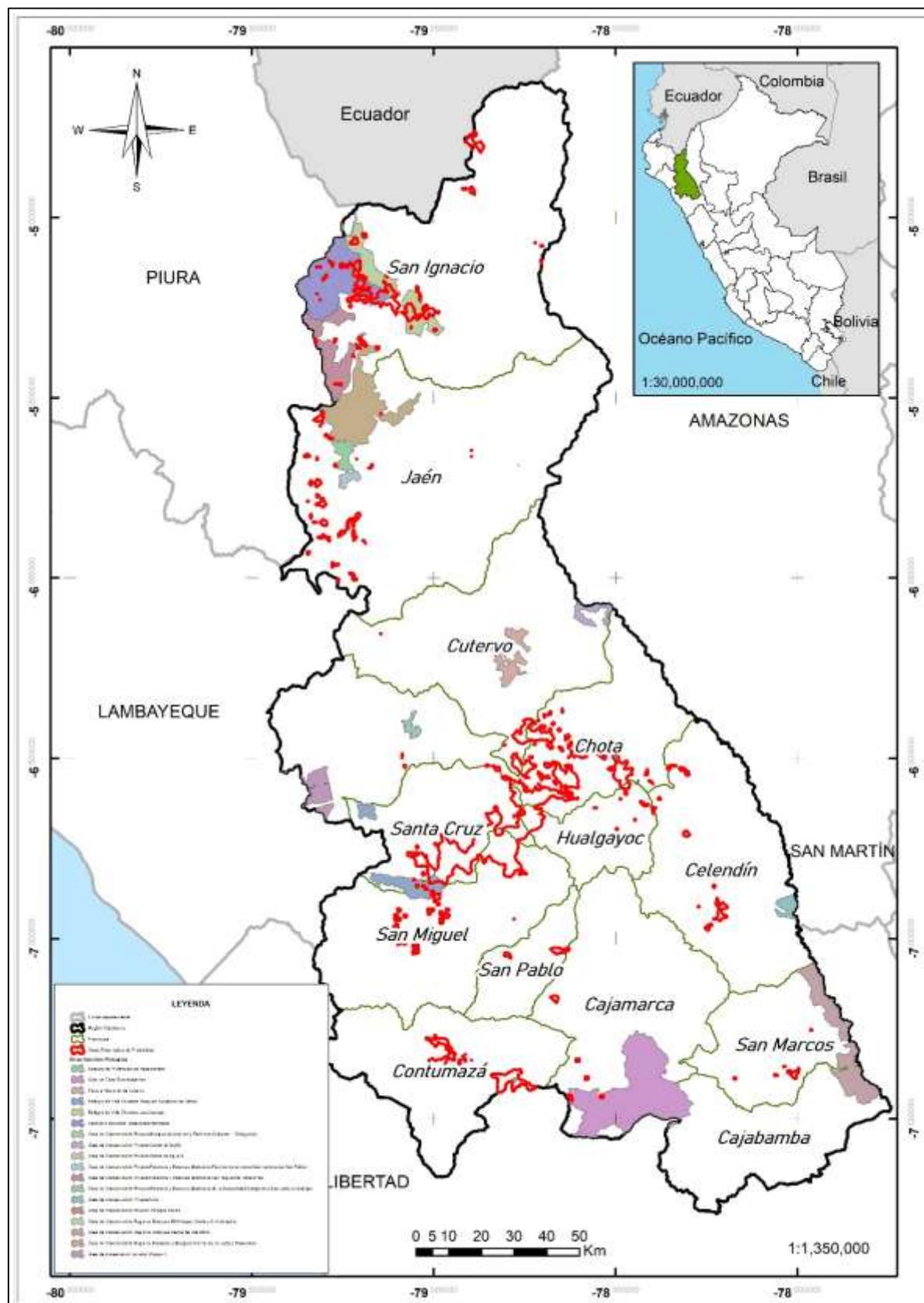
*Distribución de áreas potenciales de P. oleifolius en las ANP de la Región Cajamarca.*

Áreas Naturales Protegidas	Área	
	Km <sup>2</sup>	Ha
Área de Conservación Privada Bosque Cachil	1.8994	189.90
Área de Conservación Privada Páramos y Bosques Montanos San Miguel de Tabaconas	2.4793	247.90
Área de Conservación Regional Bosques El Chaupe, Cunía y Chinchiquilla	37.1800	3718.00
Área de Conservación Regional Paramos y Bosques Montanos de Jaén y Tabaconas	0.4236	42.36
Coto de Caza Sunchubamba	1.4675	146.80
Refugio de Vida Silvestre Bosques Nublados de Udimá	11.4500	1 145.00
Santuario Nacional Tabaconas-Namballe	34.8900	3 489.00
<b>TOTAL</b>	<b>89.7898</b>	<b>8 978.96</b>

El modelamiento de nicho ecológico se convierte en clave para la conservación de especies, ya que al identificar las áreas para la conservación nos ayuda en la planificación, gestión y diseño de estrategias de restauración más efectivas (Guisan & Thuiller, 2005). La integración de estos modelos en los planes es crucial para asegurar la supervivencia a largo plazo de las especies, al predecir sus futuras zonas de distribución ayuda a las autoridades a adaptar las estrategias de manejo a largo plazo dentro de las ANP (Elith y Leathwick, 2009; Franklin, 2010; Peterson et al., 2011). Por tanto, estos modelos son indispensables para enfrentar los nuevos desafíos de conservación y asegurar la preservación de la biodiversidad promoviendo la resiliencia y sostenibilidad de los ecosistemas forestales.

Figura 19

Distribución potencial de *Podocarpus oleifolius* D. Don en las ANP de la Región Cajamarca.



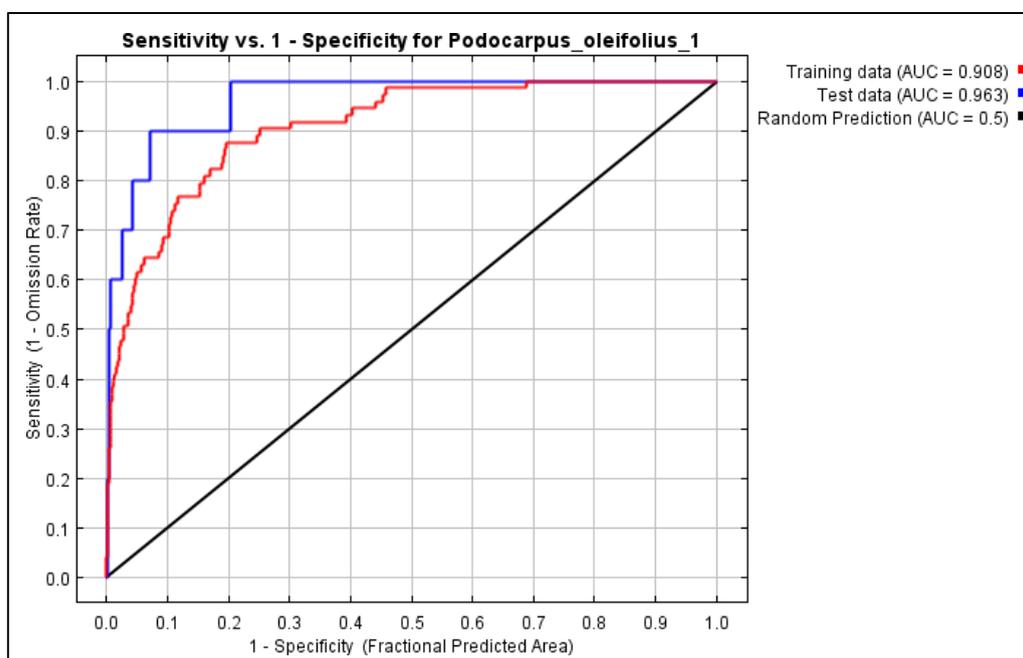
#### 4.2.1. Validación del modelado

Se empleó el AUC (Área bajo la Curva) para evaluar la precisión de la predicción del modelo, el cual presentó valores de AUC=0.908 para los datos de formación (curva roja) y AUC=0.963 para los datos de prueba (curva azul) (Figura 20), indicando que la probabilidad de que un punto de presencia seleccionado aleatoriamente se encuentre en una celda cuyos valores favorezcan la ocurrencia de la especie es del 96.3%.

Ambas curvas (roja y azul) se ubican por encima de la línea diagonal negra (AUC = 0.5) que es la referencia a un modelo con predicción aleatoria; lo que indica una alta capacidad predictiva del modelo. La curva azul, correspondiente a los datos de prueba, muestra un mejor desempeño, lo que refleja que el modelo generaliza bien y distingue con precisión las áreas favorables para *P. oleifolius* en la Región Cajamarca.

**Figura 20**

Área bajo la curva (AUC) del modelamiento de *Podocarpus oleifolius* D.Don.



En el estudio de Araújo et al. (2005) mencionan que los modelamientos con AUC > 0.9 se consideran excelentes, ya que demuestra que el modelo tiene un buen rendimiento y una alta precisión de predicción. Los datos de distribución de especies y los datos de variables

ambientales utilizados en el modelado pueden predecir de manera eficaz el área de distribución potencial de la especie.

Los valores alcanzados respaldan la precisión del modelo, al encontrarse consistentemente con los resultados informados por Ornelas et al. (2019) quienes realizaron el modelamiento de 3 especies de *Podocarpus* en Mesoamérica, encontrando para el modelo de *P. oleifolius* un  $AUC=0.948 \pm 0.036$ , y el estudio de Arias (2016) que reporta en su modelamiento de 2 especies de la familia Podocarpaceae (*Prumnopitys harmsiana* y *Retrophyllum rospigliosii*) valores de  $AUC=0.989 \pm 0.006$ . En contraste, el estudio de Tesfamariam et al. (2022) obtuvieron un valor de  $AUC=0.783$  en el modelamiento de áreas potenciales para *Podocarpus falcatus* en Etiopía, esta diferencia puede deberse a diferencias en la metodología, tamaño de la muestra o condiciones del área.

#### **4.2.2. Análisis de contribución de variables**

Una de las principales aplicaciones del modelado es responder empíricamente qué variable(s) importan más para predecir las áreas potenciales de las especies (Phillips, 2017); para ello, MaxEnt realiza un análisis individual de contribución relativa de las variables al modelo, en el presente estudio, se observó que las variables de **temperatura** tuvieron una mayor contribución en la construcción del modelo, destacando la **Temperatura media del trimestre más lluvioso (Bio8)**, la **Isotermalidad (Bio3)** y la **Temperatura mínima del mes más frío (Bio6)**. Asimismo, la **Altitud** presentó una participación significativa, con un **11.2% de contribución**, lo que resalta su papel en la delimitación del hábitat de *Podocarpus oleifolius*. Por otro lado, según la **importancia de permutación**, las variables con mayor influencia en la predicción final del modelo fueron la **Precipitación del trimestre más lluvioso (Bio16)**, la **Precipitación del mes más lluvioso (Bio13)** y la **Temperatura media del trimestre más cálido (Bio10)**. Esto indica una mayor sensibilidad de la especie frente a cambios en estas condiciones climáticas específicas, lo cual afecta directamente su distribución potencial.

**Tabla 10**

Contribución de variables de acuerdo a MaxEnt.

<b>Variables bioclimáticas</b>	<b>Etiqueta</b>	<b>Contribución (%)</b>	<b>Importancia de la permutación</b>
Temperatura media en el trimestre más lluvioso (°C)	Bio8	19.4	0.4
Isotermalidad (Bio1/Bio7) * 100	Bio3	12.4	5.6
Altitud	Altitud	11.2	1.6
Temperatura mínima del mes más frío (°C)	Bio6	10.9	9.3
Promedio del rango diario (Promedio mensual (T° máx. - T° min.)) (°C)	Bio2	9.8	3.2
Precipitación en el periodo más lluvioso (mm)	Bio13	7.5	17
Precipitación anual (mm)	Bio12	5.9	2.9
Temperatura estacional (Desviación estándar *100) (°C)	Bio4	4.2	2.6
Precipitación en el periodo más seco (mm)	Bio14	3.8	2.2
Radiación solar multianual	Rad_Solar	3.5	6.6
Pendiente en grados	Pendiente	2.5	0.3
Precipitación en el trimestre más frío (mm)	Bio19	2.2	4.2
Rango anual de temperatura (Bio5-Bio6) (°C)	Bio7	2.1	3.4
Estacionalidad de la precipitación (Coeficiente de variación %)	Bio15	2	1
Temperatura promedio en el trimestre más caluroso (°C)	Bio10	1.5	19.5
Precipitación en el trimestre más lluvioso (mm)	Bio16	1.3	20.2

Alanes (2012) menciona que en el modelamiento de *Podocarpus oleifolius*, la precipitación del mes más seco resulta como una de las variables con mayor importancia, lo que indica que el desarrollo de esta especie está marcado por la estacionalidad de precipitación que existe en las zonas de distribución, así mismo también influye en la

polinización de la especie, porque el estróbilo masculino y femenino coinciden en su desarrollo en la estación seca, facilitando el movimiento del polen. Así mismo, la Altitud, en las zonas de distribución esta variable tendría influencia en la baja radiación solar y por tanto una baja evapotranspiración y la presencia de neblina en los bosques, dando las condiciones para el desarrollo de *Podocarpus oleifolius*; como lo mencionado por Tesfamariam et al. (2022) quienes mencionan como variables de mayor contribución relativa para el modelamiento de *Podocarpus falcatus* la Altitud seguido de la Precipitación del trimestre más seco y la Isotermalidad.

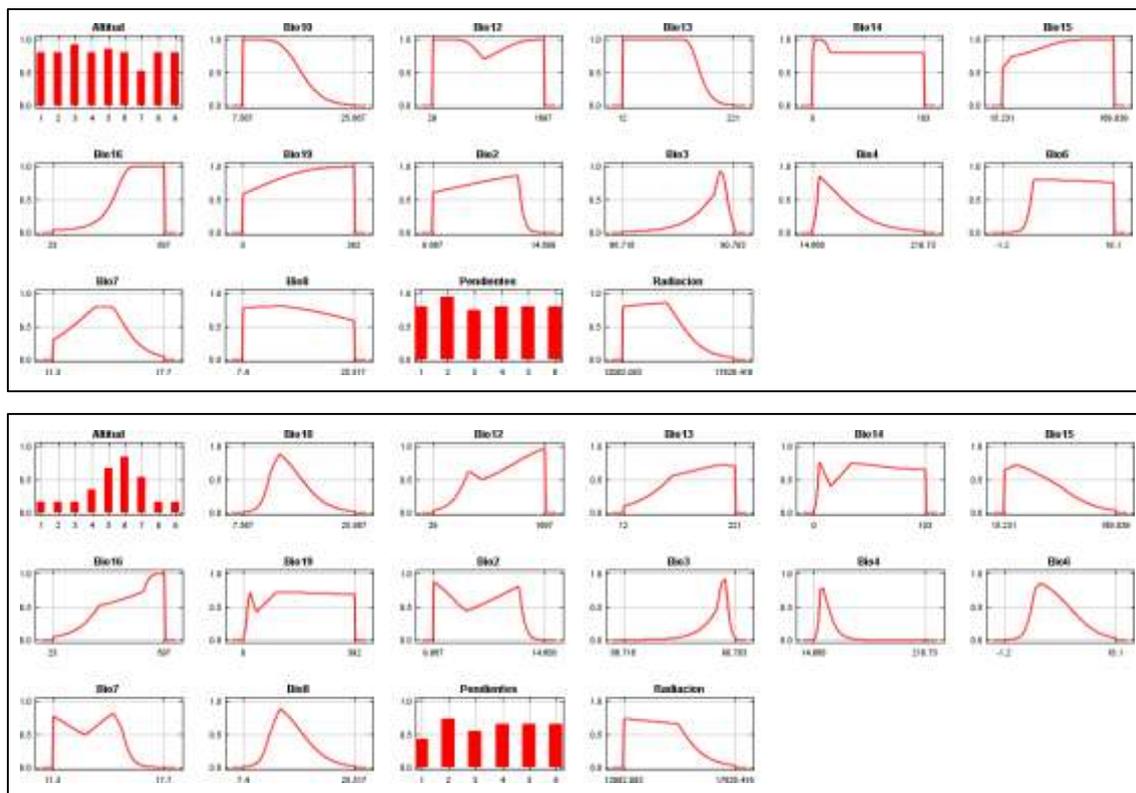
Por otro lado, Ochoa (2023) en el modelamiento de *Podocarpus oleifolius* en el Bosque Andino Ecuatoriano, las variables de mayor importancia fueron Temperatura estacional (Bio4), Temperatura mínima del mes más frío (Bio6), Precipitación anual (Bio12) y Estacionalidad de la precipitación (Bio15); presentando importancia también en nuestro estudio dichas variables, reforzando lo descrito por Donoso (1981) citado por Ángulo (2014), que indica que los factores precipitación y temperatura son los que tienen mayor influencia en la distribución y el crecimiento de los bosques.

#### **4.2.3. Análisis de las curvas de respuesta**

Para explicar el efecto de cada variable ambiental en la distribución de hábitat adecuado, el modelo MaxEnt proporciona curvas de respuesta entre la probabilidad de presencia de la especie y las variables ambientales. Las dos categorías de curvas de respuesta que se visualiza en la Figura 21, muestran una similitud notoria en cuanto a la disposición de los datos, lo cual sugiere se ha conseguido un nivel de independencia satisfactorio entre las variables. La primera categoría ilustra cómo cada variable ambiental influye en las predicciones de MaxEnt, y la segunda categoría las curvas describen el comportamiento de cada variable ambiental al ser utilizada en un modelo único dedicado exclusivamente a esa variable.

Figura 21

Curvas de respuesta del modelamiento de *Podocarpus oleifolius* en la Región Cajamarca.



\*El eje "X" muestra la variación del valor ambiental, mientras que el eje "Y" muestra la probabilidad de encontrar individuos de la especie en el área.

De acuerdo a las curvas de respuesta los rangos de valores óptimos indican que la especie se adapta principalmente a zonas montañosas húmedas, con temperaturas templadas y condiciones climáticas relativamente estables. Prefiere zonas con temperaturas promedio entre 12 y 14 °C (Bio8 y Bio10), e isothermalidad elevada (Bio3), lo que sugiere un ambiente sin extremos térmicos. También tolera temperaturas mínimas entre 4 y 6 °C (Bio6), lo que refleja su capacidad de persistir en climas frescos a moderados. En cuanto a la precipitación, la especie requiere condiciones húmedas, con una precipitación anual cercana a los 1800 mm (Bio12) y marcada estacionalidad (Bio15). Tolerancia periodos secos breves (0–20 mm) (Bio14), pero su crecimiento se ve favorecido en épocas de alta disponibilidad hídrica, especialmente durante el trimestre más lluvioso, con registros de 400 a 500 mm (Bio16). En cuanto a los factores topográficos y energéticos, se desarrolla mejor entre los 1100 y 3000 msnm, en zonas ligeramente inclinadas y con moderada radiación solar.

En la siguiente tabla se describe el rango de valores de cada variable en los cuales la probabilidad de presencia de especie alcanza un valor idóneo, de acuerdo a las curvas de respuesta.

**Tabla 11**

*Rangos de las variables empleadas de acuerdo a las curvas de respuesta.*

<b>Variables bioclimáticas</b>	<b>Etiqueta</b>	<b>Rango</b>
Promedio del rango diario (Promedio mensual (T° máx. - T° min.)) (°C)	Bio2	13 - 13.5
Isotermalidad (Bio1/Bio7) * 100	Bio3	85 – 90
Temperatura estacional (Desviación estándar *100) (°C)	Bio4	20 – 30
Temperatura mínima del mes más frío (°C)	Bio6	4 – 6
Rango anual de temperatura (Bio5-Bio6) (°C)	Bio7	13 – 15
Temperatura media en el trimestre más lluvioso (°C)	Bio8	12 - 14
Temperatura promedio en el trimestre más caluroso (°C)	Bio10	12 – 14
Precipitación anual (mm)	Bio12	1800
Precipitación en el periodo más lluvioso (mm)	Bio13	150 - 200
Precipitación en el periodo más seco (mm)	Bio14	0 – 20
Estacionalidad de la precipitación (Coeficiente de variación %)	Bio15	100 - 120
Precipitación en el trimestre más lluvioso (mm)	Bio16	400 – 500
Precipitación en el trimestre más frío (mm)	Bio19	100 – 150
Altitud	Altitud	1100 – 3000
Pendiente en grados	Pendiente	Ligeramente inclinada
Radiación solar multianual	Rad_Solar	14000 – 14500

En conjunto, los valores obtenidos para *Podocarpus oleifolius* en el presente estudio se asemejan con estudios como el de Ochoa (2023) que reporta un rango altitudinal desde 1087 a 3200 m.s.n.m, y zonas de mayor idoneidad con precipitaciones desde 379 a 4 551 mm, y temperaturas en un rango de 9.6 a 20° C. Y de acuerdo con Alanes (2012) *Podocarpus oleifolius* prefiere zonas con pendientes de 13.4 % sugiriendo laderas boscosas por la

presencia de suelos fértiles y una buena infiltración del agua, brindando las condiciones favorables para el establecimiento de la especie.

*Podocarpus oleifolius* D.Don ocupa las zonas de vida de bosque muy húmedo Montano Bajo (bmh-MB), bosque húmedo Montano Bajo (bh-MB) y bosque húmedo Montano (bh-M); los cuales se presentan en rangos altitudinales desde los 1 800 a 3 500 m.s.n.m (Galvez et al., 2003; Torres et al., 2016; Ochoa 2023); con temperaturas medias anuales de 10 °C a 18 °C aproximadamente, precipitaciones promedias anuales entre 1000 - 2000 mm a 2000 - 4000 mm y terrenos suavemente inclinados; de forma general las áreas donde se asocian los *Podocarpus* se caracterizan por la humedad relativa alta (Jara & Ordoñez, 2000; Galárraga, 2013; Criollo, 2019).

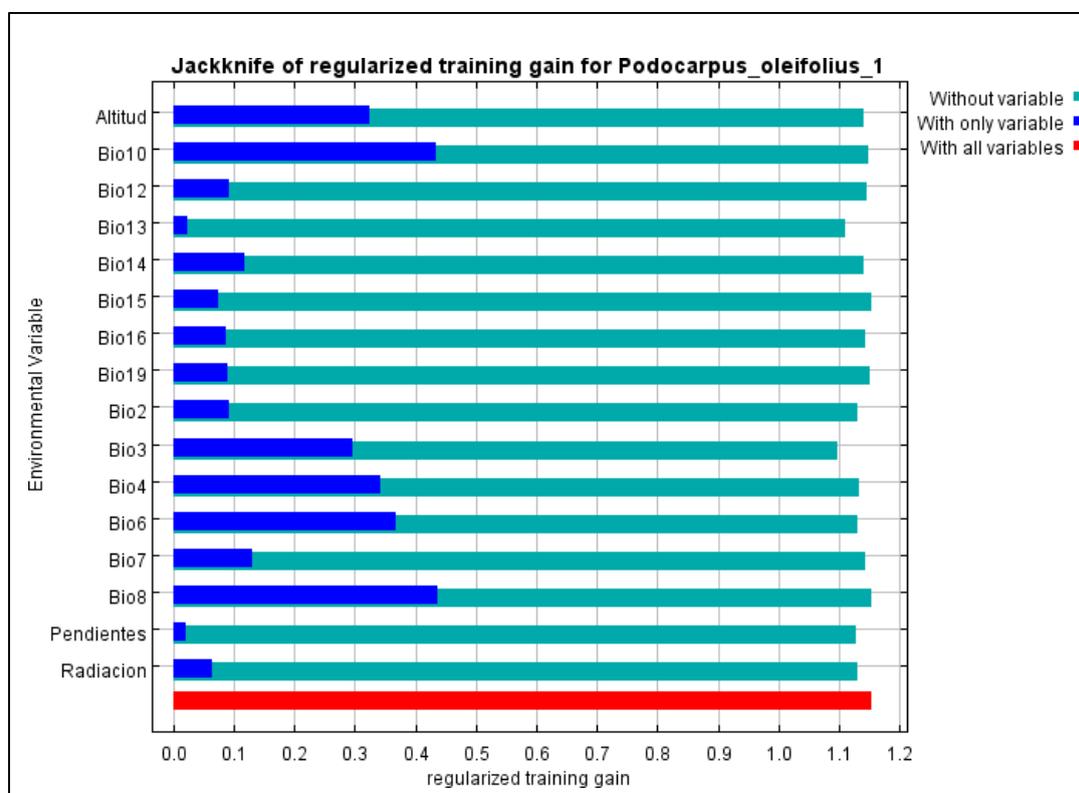
#### **4.2.4. Prueba de Jackknife**

La Prueba de Jackknife permite identificar las variables de mayor valor y las de menor impacto, esto ayuda a determinar los factores clave que influyen en la distribución, lo que permitirá en siguientes estudios excluir las variables menos relevantes (Flores, 2017).

Para el presente trabajo las variables climáticas más relevantes fueron la Temperatura media del trimestre más húmedo (Bio8) y la Temperatura promedio del trimestre más cálido (Bio10), ya que, al ser utilizadas de forma individual, mostraron la mayor ganancia en el modelo, lo que evidencia su alto valor informativo para explicar la distribución de la especie. Asimismo, la Isotermalidad (Bio3) fue la variable cuya exclusión provocó la mayor disminución en la ganancia del modelo, indicando que, aunque no es altamente predictiva por sí sola, contiene información complementaria clave que no es capturada por las demás variables. Estos resultados sugieren que las variables térmicas desempeñan un papel clave en la distribución potencial de la especie.

**Figura 22**

Resultados de la prueba de Jackknife determinando la importancia de variables en la construcción del modelo.



\*Las barras de color azul oscuro indican qué tanto contribuye la variable ambiental para estimar la distribución de la especie; por otro lado, las barras de color turquesa indican la cantidad de información que posee la variable con respecto a las otras.

La mayoría de los modelos se construyen utilizando solo variables climáticas como predictores (Keith et al., 2008; Anderson et al., 2009; Araujo y Peterson, 2012), ya que el clima es el factor principal que regula las distribuciones geográficas de las plantas (Woodward y Williams, 1987). Sin embargo, la distribución de las especies también está relacionada con el tipo de suelo (Volis et al., 2019), por lo que si no se incorpora el suelo al modelo, se puede sobrestimar la adaptabilidad futura del hábitat de muchas especies (Zuquim et al., 2019), aunque existen problemas para hacerlo debido a la colinealidad (Dormann et al., 2013) debido a que las variables del suelo a menudo se correlacionan con las variables climáticas, ya que el clima es un factor importante de formación del suelo y tiene una influencia significativa en

sus propiedades. Por lo tanto, al construir un modelo con variables climáticas y del suelo, algún cambio explicado por las variables del suelo podría haber sido explicado por las variables climáticas si las variables del suelo no se hubieran incluido y viceversa. Como las condiciones del suelo son relativamente estables en comparación con un clima que cambia rápidamente el poder explicativo de las variables del suelo en el modelo se desperdicia en las proyecciones (Feng et al., 2020); además se considera que el crecimiento de las plantas se ve afectado principalmente por el cambio climático, mientras que los factores no climáticos afectan los cambios solo a corto plazo (Avasthi, 2005; Alkemade et al., 2011). Si bien es imposible evitar por completo las limitaciones inherentes de los modelos, el efecto de simulación óptimo se puede lograr asignando pesos apropiados a modelos individuales dentro de un modelo conjunto (Hao et al., 2019; Jian et al., 2024).

Hoy en día la conservación de los recursos forestales se ha convertido en una preocupación importante debido al cambio climático (Allendorf et al., 2012; Campbell y Antos, 2020) y las fragmentaciones debidas a las actividades humanas. La modelación de la distribución actual y futura, contribuyen a entender la ecología de distribución de cualquier especie (Hernández et al., 2018), se pueden cubrir necesidades importantes dentro de las estrategias de conservación y restauración de especies amenazadas (Aitken et al., 2008), siendo uno de los aspectos más importantes en la planificación el conocimiento de los requerimientos de hábitat para una especie objetivo (Tan et al., 2016; Villero et al., 2017), estos requerimientos permiten definir las condiciones de vida y ambientales que limitan la distribución de la especie (Acevedo et al., 2010 ; Moreau et al., 2012 ). Así mismo, Arias (2016) menciona que los conocimientos de distribución permiten modelar las distintas interacciones y su capacidad de dispersión. En síntesis, Los resultados del presente estudio son un primer paso esencial para la planificación a nivel macro, crucial para la gestión, al mismo tiempo sirve como línea base para próximos estudios a desarrollarse en la Región Cajamarca, tanto de *Podocarpus oleifolius* D.Don como de otras especies forestales maderables y no maderables, de gran importancia en el sector forestal por su uso y

aprovechamiento, otras en estado crítico, vulnerables, en peligro de extinción y muy poco conocidas; para cada una de estas especies sería fundamental conocer cuáles son sus patrones de distribución geográfica.

Por otro lado, desde el gobierno se deben implementar políticas relevantes para fortalecer los esfuerzos de conservación, designando áreas protegidas clave basadas en el rango de distribución actual de idoneidad para minimizar el impacto de las actividades humanas, ya que además de la influencia significativa del cambio climático en la distribución geográfica potencial de las plantas, varios otros factores, como el desarrollo agrícola, el aumento de las actividades antrópicas y otras actividades industriales, también afectarán significativamente la distribución geográfica potencial de las plantas, por lo que las aplicaciones prácticas deben considerar las condiciones locales.

## V. CONCLUSIONES

El nicho ecológico actual de *Podocarpus oleifolius* D. Don en la región Cajamarca abarca actualmente las provincias de Celendín, Chota, Contumazá, Cutervo, Hualgayoc, Jaén, San Ignacio, San Miguel y Santa Cruz, con un rango altitudinal que oscila entre los 1000 a los 3 200 msnm.

Las áreas potenciales de las poblaciones de *Podocarpus oleifolius* D. Don para la región Cajamarca alcanza los 895.82 km<sup>2</sup> (89 582.61 ha) en las provincias de Santa Cruz (219.27 km<sup>2</sup>), Chota (190.87 km<sup>2</sup>), San Miguel (130.25 km<sup>2</sup>), San Ignacio (116.41 km<sup>2</sup>), Contumazá (84.53 km<sup>2</sup>), Hualgayoc (47.79 km<sup>2</sup>), Jaén (33.86 km<sup>2</sup>), Cutervo (30.35 km<sup>2</sup>), Celendín (20.65 km<sup>2</sup>), San Pablo (8.59 km<sup>2</sup>), Cajamarca (6.76 km<sup>2</sup>) y San Marcos (6.44 km<sup>2</sup>).

Siendo los factores determinantes las variables de temperatura: temperatura media del trimestre más lluvioso (Bio8), isothermalidad (Bio3) y temperatura mínima del mes más frío (Bio6), así como la altitud (entre los 1100 y 3000 msnm) y factores de precipitación, especialmente la del mes y trimestre más lluvioso; siendo su rango óptimo zonas montañas húmedas, con temperaturas templadas (12–14 °C), alta isothermalidad y mínimas entre 4 y 6 °C, además de una precipitación anual cercana a los 1800 mm y marcada estacionalidad, con breves periodos secos, pero con alta disponibilidad hídrica para su desarrollo óptimo en terrenos ligeramente inclinados y con moderada radiación solar.

## VI. RECOMENDACIONES

Se recomienda realizar el modelamiento de nicho para la especie a una escala más fina en los distritos identificados, incluyendo en el proceso variables edáficas y de cobertura del suelo para continuar aportando al conocimiento del nicho ecológico de las especies.

Se recomienda realizar una evaluación del efecto del cambio climático sobre las áreas identificadas para la restauración de *Podocarpus oleifolius*, mediante modelos de distribución de especies bajo distintos escenarios climáticos, lo cual permitiría determinar la estabilidad futura de estos hábitats. Asimismo, los sitios priorizados que coinciden con áreas de conservación nacional, regional y privada pueden ser aprovechados para implementar programas de conservación y concientización que aseguren la regeneración natural de la especie.

Se recomienda desarrollar estudios similares con la finalidad de ampliar el conocimiento de la distribución espacial de otras especies forestales de importancia en la Región Cajamarca y sus provincias.

## VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abrha, H., Birhane, E., Hagos, H., Manaye, A. (2018) Predicting suitable habitats of endangered *Juniperus procera* tree under climate change in Northern Ethiopia. *37(8)*,842–853.
- Acevedo, P., Ward, A.I., Real, R., Smith, G.C, (2010) Assessing biogeographical relationships of ecologically related species using favourability functions: a case study on British deer. *Diver Distr*, 16,515–528.
- Acosta, E.Y. (2019). *Caracterización dendrológica de siete especies forestales del bosque residual, fundo San Alberto UNCP – Oxapampa*. [Universidad Nacional del Centro del Perú].
- Aitken, S.N., Yeaman, S., Holliday, J.A., Wang, T., Curtis-McLane, S. (2008). Adaptation, migration or extirpation: Climate change outcomes for tree populations. *Evol. Appl*, 1,95–111.
- Alanes, D. (2012). *Tratamiento taxonómico y distribución potencial de las especies de Podocarpaceae en Bolivia*. [Universidad Mayor de San Andrés].
- Alkemade, R., Bakkenes, M., Eickhout, B. (2011). Towards a General Relationship between Climate Change and Biodiversity: An Example for Plant Species in Europe. *Reg. Environ. Chang*, 11,143–150.
- Allendorf, F.W., Luikart, G., Aitken, S.N. (2012). *Conservation and the Genetics of Populations*.
- Anderson, B.J., Akcakaya, H.R., Araujo, M.B., Fordham, D.A., Martinez-Meyer, E., Thuiller, W., Brook, B.W. (2009). Dynamics of range margins for metapopulations under climate change. *B Biol.*, 276, 1415–1420.

- Anderson, R.P. (2003). Real vs. artefactual absences in species distributions: Tests for *Oryzomys albicularis* (Rodentia: Muridae) in Venezuela. *Journal of Biogeography* 30,591–605.
- Araújo, M.B., Guisan, A. (2006). Five (or so) challenges for species distribution modelling. *Journal of Biogeography*, 33,1677-1688.
- Araujo, M.B., Peterson, A.T. (2012). Uses and misuses of bioclimatic envelope modeling. *Ecology*, 93, 1527–1539.
- Arias Quispe, D. (2016). *Modelado del nicho ecológico de diablo fuerte, (Prumnopitys harmsiana), ulcumano (Retrophyllum rospigliosii), y nogal (Juglans neotropica) en las regiones de Huánuco, Pasco y Junín.* [Universidad Nacional del Centro del Perú].
- Arroyo Alfaro, S. J., Rodríguez, E. F., Leiva González, S., Zapata Cruz, M., & Mora Costilla, M. (2018). El bosque relicto de Cachil (Provincia Gran Chimú, Departamento La Libertad, Perú), un ecosistema que necesita planes de conservación urgente. *Arnaldoa*, 15(2), 289-296. <https://doi.org/10.22497/arnaldoa.152.287>
- Avasthi, A. (2005). California Tries to Connect Its Scattered Marine Reserves. *Science*, 308,487–488.
- Ávila Coria, R., Villavicencio García, R., Ruiz Corral, J.A. (2014). Distribución potencial de *Pinus herrerae* Martínez en el occidente del estado de Jalisco. *Rev. Mex. Cien. Forestales*, 5(24),92-109.
- Behar, D. (2008). *Metodología de la Investigación*. Bogota, Colombia. Shalom. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Benito, B. (2015). XI Taller GBIF de modelización de nichos ecológicos.
- Boria, R.A., Olson, L.E., Goodman, S.M., Anderson, R.P. (2014). Spatial filtering to reduce sampling bias can improve the performance of ecological niche models. *Ecological Modelling*, 275,73–77.

- Campbell, E.M., Antos, J.A. (2020). Distribution and severity of white pine blister rust and mountain pine beetle on whitebark pine in British Columbia. *Can. J. For. Res*, 30,1051–1059.
- Castilho, R. (2015) *Species distribution modeling101: basics hands-on experimental work notes*. Johns Hopkins University, Baltimore.
- Castillo, M., Peralta Suing, O.F. (2007). *Estado de conservación, propagación asexual y sexual en invernadero y laboratorio de dos especies de Podocarpaceas, procedentes de la reserva comunal Angashcola*. [Universidad Nacional de Loja].
- Colwell, R.K., Rangel, T.F. (2009). Hutchinson's duality: the once and future niche. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106,19644–19650.
- CONABIO (Comisión Nacional de Biodiversidad). (2014). *Nichos y áreas de distribución*.
- Costa Trinidad, E.Y. (2019). Caracterización dendrológica de siete especies forestales del bosque residual, fundo San Alberto UNCP – Oxapampa. [Universidad Nacional del Centro del Perú].
- Cotrina Sánchez, A., Rojas Briceño, N. B., Bandopadhyay, S., Ghosh, S., Torres Guzmán, C., Oliva, M., Guzman, B. K., & Salas López, R. (2021). Biogeographic distribution of *Cedrela* spp. Genus in Peru using maxent modeling: *A conservation and restoration approach*. *Diversity*, 13(6). <https://doi.org/10.3390/d13060261>
- Criollo, E. N. A. (2019). Evaluación de parámetros poblacionales y regeneración natural de *Podocarpus oleifolius* D. Don, en dos relictos boscosos del Sur del Ecuador (Bachelor's thesis, Loja).
- Dormann, C.F., Elith, J., Bacher, S., Buchmann, C., Carl, G., Carré, G., Marquéz, J.R.G., Gruber, B., Lafourcade, B., Leitão, P.J. (2013). Collinearity: A review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography*, 36,27–46

- Eastman, J. (2012). *Idrisi selva tutorial, vol 45. Idrisi Production, Clark Labs, Clark University, Worcester.*
- Elith, J., & Leathwick, J. R. (2009). Species distribution models: Ecological explanation and prediction across space and time. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 40,677-697.
- Elith, J., Phillips, S. J., Hastie, T., Dudík, M., Chee, Y. E., y Yates, C. J. (2011). A statistical explanation of MaxEnt for ecologists: Statistical explanation of MaxEnt. *Diversity y Distributions*, 17(1), 43–57. <https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2010.00725.x>
- Encarnación Criollo, A.N. (2019). *Evaluación de parámetros poblacionales y regeneración natural de Podocarpus oleifolius D. Don, en dos relictos boscosos del Sur del Ecuador.* [Universidad Nacional de Loja].
- Enríquez, L. C. (2021). *Distribución potencial de Polylepis rodolfo-vasquezii I. valenzuela y i. villalba y Polylepis canoi w. mendoza en función a variables climaticas, topograficas y edaficas región Junín.* [Universidad Nacional del Centro del Perú]. [https://repositorio.uncp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12894/7692/T010\\_70125867\\_T.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://repositorio.uncp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12894/7692/T010_70125867_T.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- FAO (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura). (2016). Los bosques y el cambio climático en el Perú. Documento de trabajo 14. Roma. 142 p. <https://www.fao.org/3/i5184s/i5184s.pdf>
- Feng, L., Sun, J., Shi, Y., Wang, G., Wang, T. (2020). Predicting Suitable Habitats of *Camptotheca acuminata* Considering Both Climatic and Soil Variables. *Forests*. 11(8),891. <https://doi.org/10.3390/f11080891>
- Ferrer, F.J. (2012). *Análisis de datos espaciales en ecología. Lección 5: Distribución potencial de especies.*

- Fielding, A.H, Bell, J.F. (1997). A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environmental Conservation*, 24,38–49.
- Flores, S. G. (2017). *Biogeografía de un bosque alto andino: historia e impactos del cambio climático en los queñuales peruanos*. [Pontificia Universidad Católica del Perú]. <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/9057>
- Fonden-Calzadilla, J. C., Stuart-Cárdenas, M. L., & Rodríguez-Matos, L. (2018). *La algoritmización: requisito necesario para la solución de problemas con el empleo de un lenguaje de programación*. **Luz**, 17(3). <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=589167671004>
- Franklin, J. (2010). *Mapping species distributions: Spatial inference and prediction*. Cambridge University Press.
- Freeman, E.A., Moisen, G.G. (2008). A comparison of the performance of threshold criteria for binary classification in terms of predicted prevalence and Kappa. *Ecological Modelling*, 217,48–58.
- Galárraga Cañizares, M.E. (2013). *Establecimiento de un protocolo de desinfección, inducción y multiplicación in vitro a partir de segmentos apicales de plantas juveniles de Podocarpus oleifolius*. [Escuela Politécnica del Ejército].
- Gálvez, J., Aguirre, Z., Sánchez, O., López, N. (2003). *Estado actual de conservación y posibilidades de manejo del romerillo en la región suroccidental del Parque Nacional Podocarpus*. [Universidad Técnica Particular de Loja].
- García, M. (2008). *Modelos predictivos de riqueza de diversidad vegetal. Comparación y optimización de métodos de modelado ecológico*. [Universidad Complutense de Madrid Facultad de Ciencias Biológicas].

- Girma, A., de Bie, C., Skidmore, A.K., Valentijn, V., Frans, B. (2015) Hyper-temporal SPOT-NDVI dataset parameterization captures species distributions. *Int J Geogr Inform Sci*. <https://doi.org/10.1080/13658816.2015.1082565>
- Gobierno Regional de Cajamarca. (2009). *Estrategia Regional de Biodiversidad de Cajamarca al 2021*. <https://www.cbd.int/doc/nbsap/sbsap/pe-sbsap-cajamarca-es.pdf>
- Gobierno Regional de Cajamarca. (2012). Mapa Zonas de Vida. Ordenamiento Territorial de la Región Cajamarca Zonificación Económica y Ecológica. <https://zeeot.regioncajamarca.gob.pe/sites/default/files/M34%20Zonas%20de%20vida.pdf>
- Gómez, A. (2010). *Aplicación de técnicas de análisis espacial, reducción de datos y modelado predictivo al estudio de la distribución espacial de especies*. [Universidad de Extremadura].
- Graham, C., Ferrier, S., Huettman, F., Moritz, C., Peterson, A.T. (2004). New developments in museum-based informatics and applications in biodiversity analysis. *Trends in Ecology and Evolution*, 19,497–503.
- Grinnell, J. (1917). The niche-relationship of the California thrasher. *Auk* 43,427- 433.
- Guevara, L., Gerstner, B.E., Kass, J.M., Anderson, R.P. (2017). Hacia predicciones ecológicamente realistas de la distribución de especies: un ejemplo a lo largo del tiempo de los bosques nubosos tropicales montañosos. *Glob. Chang. Biol.*, 24 ,1511–1522.
- Guisan, A., & Thuiller, W. (2005). Predicting species distribution: Offering more than simple habitat models. *Ecology Letters*, 8(9), 993-1009.
- Guisan, A., Zimmermann, N. (2000). Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modelling*, 135,147–186.

- Gutiérrez Hernández, O., Cámara Artigas, R., Senciales González, J. M., y García, L. V. (2018). Modelos predictivos en Biogeografía: aplicación para la modelización de nichos ecológicos en Geografía Física. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 78, 88–126. <https://doi.org/10.21138/bage.2395>
- Hanley, J.A., McNeil, B.J. (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC curve). *Radiology*, 143(1),29–36.
- Hao, T., Elith, J., Guillera-Arroita, G., Lahoz-Monfort, J.J. (2019). A Review of Evidence about Use and Performance of Species Distribution Modelling Ensembles like BIOMOD. *Divers. Distrib.*, 25, 839–852.
- Hernández, J., Reynoso, R., Hernández, A., García, X., Hernández, E., Vidal, J., Sumano, D. (2018). Distribución histórica, actual y futura de *Cedrela odorata* en México. *Acta botánica Mexicana*, 124,117-134 <https://doi.org/10.21829/abm124.2018.1305>
- Hijmans, R.J., Cameron, S., Parra, J., Jones, P.G., Jarvis, A. (2005). Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, 25,1965–1978.
- Hutchinson, E.G. (1957). Concluding Remarks. Cold Spring Harbor Symposia on Quantitative *Biology*, 22,415–427.
- INEI. (2018). Censos Nacionales XII de Población y VII de Vivienda, Cajamarca: Resultados Definitivos. [https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones\\_digitales/Est/Lib1558/06T\\_OMO\\_01.pdf](https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1558/06T_OMO_01.pdf)
- Jara, L., Ordoñez, G. (2000). Manejo de semillas y viveros forestales. Quito, Ecuador.
- Jian, W.L., Hai, B.J., Ming, J.X., Chuan, T.S., Chun, G.H., Hong, F.B., Lian, X.S. (2024). Functional characteristics and habitat suitability of threatened birds in northeastern China. *Ecol. Evol.*, 6, e11550.

- Jiménez Valverde, A., Acevedo, P., Barbosa, A., Lobo, J., Real, R. (2013). Discrimination capacity in species distribution models depends on the representativeness of the environmental domain. *Global Ecology and Biogeography*, 22, 508–516. doi:10.1111/geb.12007
- Jiménez Valverde, A., Lobo, J., Hortal, J. (2008). Not as good as they seem: the importance of concept in species distribution modelling. *Diversity and Distributions*, 14, 885-890.
- Jiménez Valverde, A., Lobo, J.M. (2007). Threshold criteria for conversion of probability of species presence to either- or presence-absence. *Acta oecologica*, 31, 361-369.
- Kamilar, J. M., Tecot, S. R. (2016). Anthropogenic and Climatic Effects on the Distribution of Eulemur Species: An Ecological Niche Modeling Approach. *International Journal of Primatology*, 37(1), 47–68. <https://doi.org/10.1007/s10764-015-9875-8>
- Karger, D.N., Conrad, O., Böhner, J., Kawohl, T., Kreft, H., Soria Auza, R.W., Zimmermann, N.E., Linder, H.P., Kessler, M. (2017). Climatologies at high resolution for the earth's land surface areas. *Scientific Data*, 4:170122.
- Keith, D.A., Akcakaya, H.R., Thuiller, W., Midgley, G.F., Pearson, R.G., Phillips, S.J., Regan, H.M., Araujo, M.B., Rebelo, T.G. (2008). Predicting extinction risks under climate change: Coupling stochastic population models with dynamic bioclimatic habitat models. *Biol. Lett.*, 4, 560–563.
- Kumar, S., Stohlgren, T.J. (2009) MaxEnt modeling for predicting suitable habitat for threatened and endangered tree *Canacomyrica monticola* in New Caledonia. *J Ecol Nat Environ*, 1(4), 94–98.
- Lagones K.L. (2023). *Modelado de nicho ecológico de *Polylepis canoi* Y *Polylepis rodolfovasquezii* para la identificación de áreas potenciales de restauración*. [Universidad Nacional Agraria la Molina].

- Li, G., Du, S., Wen, Z. (2016). Mapeo del hábitat climático adecuado del árbol de la vida oriental (*Platyclusus orientalis*) para su introducción y cultivo a escala global. *Sci. Rep.*, 6,30009.
- Liu, C., Berry, P.M., Dawson, T.P., Pearson, R.G. (2005). Selecting thresholds of occurrence in the prediction of species distributions. *Ecography* (28),385-393.
- Lobo, J.M., Jiménez Valverde, A., Hortal, J. (2010). The uncertain nature of absences and their importance in species distribution modelling. *Ecography*, 33,103–114.
- Lobo, J.M., Jiménez Valverde, A., Real, R. (2007). AUC: a misleading measure of the performance of predictive distribution models. *Global ecology and biogeography*, 17:145-151.
- Londoño, M.C. (2012). *Nociones de modelización de nicho ecológico*.
- Longoria, C. (2008). *Distribución hipotética de especies de aves y de mamíferos con categoría de riesgo en la NOM-059-SEMARNAT-2001 registradas en el Estado de Durango*. [Instituto Politécnico Nacional].
- Lozano, M. E. (2020). *Modelamiento espacial de nichos ecológicos para evaluación de presencia de Cedrele odorata, Cedrele montana y Cedrelelinga cateniformis – Amazonas*. [Universidad Nacional de Cajamarca].  
<http://hdl.handle.net/20.500.14074/3766>
- Machoa Flores, G. (2021). *Distribución geográfica de la especie Cedrelelinga cateniformis Ducke en la Región Loreto-2020*. [Universidad Nacional de la Amazonia Peruana].
- Mackey, B.G., Lindenmayer, D.B. (2001). Towards a hierarchical framework for modelling the spatial distribution of animals. *Journal of Biogeography*, 28,1147-1166.
- Manzanilla, U. (2021). Modelado básico en Maxent. Unpublished.  
<https://doi.org/10.13140/RG.2.2.16710.70725>

- Marín, A. (1998). *Ecología y silvicultura de las podocarpaceas andinas de Colombia. Colombia, Smurfit Cartón de Colombia.*
- Marín, A. (1998). *Propagación vegetativa de dos podocarpaceas del Bosque andino colombiano con problemas de propagación sexual. Smurfit. Carton, Colombia.*
- Martin Lara, C. (2016). *Lección 5. Modelos de distribución potencial de especies.*
- Martínez Meyer, E. (2012). *Introducción al Modelado de Nichos Ecológicos y Distribuciones de Especies.* Instituto de Biología Universidad Nacional Autónoma de México.
- Mateo, R.G., Croat, T.B., Felicísimo, A.M., Muñoz, J. (2011). Profile or group discriminative techniques? Generating reliable species distribution models using pseudo-absences and target-group absences from natural history collections. *Diversity and Distributions* 16,84–94.
- Merow, C., Smith, M. J., & Silander JR, J. A. (2013). A practical guide to MaxEnt for modeling species' distributions: what it does, and why inputs and settings matter. *Ecography*, 36(10), 1058-1069. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2013.07872.x>
- Moreau, G., Fortin, D., Couturier, S., Duchesne, T. (2012) Multi-level functional responses for wildlife conservation: the case of threatened caribou in managed boreal forests. *J Appl Ecol*, 49,611–620
- Mota Vargas, C., Encarnación Luévano, A., Ortega Andrade, H.M., Prieto Torres, D.A., Peña Peniche, A., Rojas Soto, O.R. (2019). *Una breve introducción a los modelos de nicho ecológico. La biodiversidad en un mundo cambiante: Fundamentos teóricos y metodológicos para su estudio.* México.
- Murray, N. J., Keith, D. A., Bland, L. M., Ferrari, R., Lyons, M. B., Lucas, R., Pettorelli, N., & Nicholson, E. (2018). El papel de la teledetección satelital en las evaluaciones estructuradas de riesgos de los ecosistemas. *Science of the Total Environment*, 619, 249–257.

- Navarrete Macedo, C. E. (2019). *Distribución potencial de especies forestales amenazadas y endémicas raras mediante modelos de nicho ecológico* (Tesis de pregrado). Universidad Nacional Agraria La Molina, Lima, Perú.
- Nuñez Penichet, C. (2013). *Modelación del nicho ecológico de *Grus canadensis nesiotis* (Aves: Gruidae) en la Isla de la Juventud y el Gran Humedal del Norte de Ciego de Ávila, Cuba* (Tesis de diploma). Facultad de Biología, Universidad de La Habana.
- Ochoa Durán, F.L. (2023). *Efectos de la deforestación e incendios forestales en la distribución potencial de especies forestales de aprovechamiento condicionado del bosque andino ecuatoriano*. [Universidad Nacional de Loja].
- Oficina de Gestión de la Información y Estadística. (2019). *Carpeta georeferencial región cajamarca Perú*.  
<https://www.congreso.gob.pe/Docs/DGP/GestionInformacionEstadistica/files/ii-6-cajamarca.pdf>
- Organismo de Supervisión de los Recursos Forestales y de Fauna Silvestre (OSINFOR). (2013). *Modelamiento espacial de nichos ecológicos para la evaluación de presencia de especies forestales maderables en la Amazonía Peruana*. Lima, Perú, Punto & Grafía S.A.C.
- Organismo de Supervisión de los Recursos Forestales y de Fauna Silvestre (OSINFOR). (2016). *Modelamiento de la distribución potencial de 18 especies forestales en el departamento de Loreto*.  
<https://www.osinfor.gob.pe/wpcontent/uploads/2016/06/modelamiento-de-18-especies-21-JUNIO.pdf>
- Papes, M., & Gaubert, P. (2007). Modelling ecological niches from low numbers of occurrences: Assessment of the conservation status of poorly known viverrids (Mammalia, Carnivora) across two continents. *Diversity and Distributions*, 13(6), 890–902.

- Pearson, R. G., & Dawson, T. P. (2003). Predicted the impacts of climate change on the distribution of species: Are bioclimate envelope models useful? *Global Ecology and Biogeography*, 12(5), 361–371.
- Pearson, R. G., Nakamura, M., Peterson, A. T., & Raxworthy, C. (2007). Predicting species distributions from small numbers of occurrence records: A test case using cryptic geckos in Madagascar. *Journal of Biogeography*, 34(1), 102–117.
- Peterson, A. T. (2006). Uses and requirements of ecological niche models and related distributional models. *Biodiversity Informatics*, 3(1), 59–72.
- Peterson, A. T., & Soberón, J. (2012). Species distribution modeling and ecological niche modeling: Getting the concepts right. *Natureza & Conservação*, 10(2), 102–107.
- Peterson, A. T., Papes, M., & Eaton, M. (2007). Transferability and model evaluation in ecological niche modeling: A comparison of GARP and Maxent. *Ecography*, 30(4), 550–560.
- Peterson, A. T., Soberón, J., Pearson, R., Anderson, R., Martínez Meyer, E., Nakamura, M., & Araújo, M. (2011). *Ecological niches and geographic distributions*. Princeton University Press.
- Peterson, A. T., Soberón, J., Pearson, R., Anderson, R., Martínez Meyer, E., Nakamura, M., & Araújo, M. (2011). *Ecological niches and geographic distributions*. Princeton University Press.
- Phillips, S.J. (2017) A brief tutorial on MaxEnt. [http://biodiversityinformatics.amnh.org/open\\_source/maxent/](http://biodiversityinformatics.amnh.org/open_source/maxent/).
- Phillips, S.J., Anderson, R.P., Schapire, R.E. (2006) Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling* 190,231–259.

- Pliscoff, P., & Fuentes Castillo, T. (2011). Modelación de la distribución de especies y ecosistemas en el tiempo y en el espacio: Una revisión de las nuevas herramientas y enfoques disponibles. *Revista de Geografía Norte Grande*, 48, 61-79.
- Qiao, H., Feng, X., Escobar, L. E., Peterson, A. T., Soberón, J., Zhu, G., & Papeş, M. (2018). An evaluation of transferability of ecological niche models. *Ecography*. <https://doi.org/10.1111/ecog.03656>
- Qiao, H., Soberón, J., & Peterson, A. T. (2015). No silver bullets in correlative ecological niche modelling: Insights from testing among many potential algorithms for niche estimation. *Methods in Ecology and Evolution*, 6(11), 1126-1136. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12453>
- Quispe Mogollón, A. (2017). *Zonificación ecológica económica y ordenamiento territorial en Cajamarca* (62 p.). Propuesta Ciudadana. <https://propuestaciudadana.org.pe/wp-content/uploads/2017/06/ZEE-y-OT-Cajamarca.pdf>
- Quispe Rojas, W. R. (2022). *Modelamiento de los efectos del cambio climático en la distribución potencial de seis especies del género Polylepis en los Andes peruanos* [Tesis, Universidad Nacional del Centro del Perú].
- Quispe Rojas, W. R., & Elías Núñez, E. (2020). Distribución potencial de *Puya raimondii* Harms en futuros escenarios del cambio climático. *Revista de Investigaciones Altoandinas*, 22(2), 170-181. <https://doi.org/10.18271/ria.2020.605>
- Reynel, C., Pennington, R., Pennington, T., Flores, C., & Daza, A. (2003). *Árboles útiles de la Amazonía peruana y sus usos: Un manual con apuntes de identificación, ecología y propagación de las especies*. Herbario de la Facultad de Ciencias Forestales de la Universidad Agraria La Molina, Royal Botanic Gardens Kew, Royal Botanic Gardens Edinburgh e ICRAF. Lima.

- Reynoso Santos, R., Pérez Hernández, M. J., López Báez, W., Hernández Ramos, J., Muñoz Flores, H. J., Cob Uicab, J. V., & Reynoso Santos, M. D. (2018). El nicho ecológico como herramienta para predecir áreas potenciales de dos especies de pino. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 9(48), 47-68. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v9i48.197>
- Rodríguez Portilla, R. (2021). *Propuesta de un plan de reforestación mediante un modelo predictivo de nichos ecológicos de la especie Polylepis rugulosa en la zona de Characato, Arequipa 2021* (Tesis de pregrado, Universidad Católica de Santa María). Arequipa, Perú. 150 p.
- Rojas Briceño, N. B., Cotrina Sánchez, D. A., Barboza Castillo, E., Barrena Gurbillón, M. Á., Sarmiento, F. O., Sotomayor, D. A., Oliva, M., & Salas López, R. (2020). Current and future distribution of five timber forest species in Amazonas, Northeast Peru: Contributions towards a restoration strategy. *Diversity*, 12(8), 305. <https://doi.org/10.3390/D12080305>
- Romero Chuquilin, W. Y. (2019). *Diversidad, composición florística y estructura de los relictos boscosos de Ramírez y El Mirador, distrito de Chugur, Hualgayoc* [Tesis, Universidad Nacional de Cajamarca].
- Rykiel, E. J. (1996). Testing ecological models: The meaning of validation. *Ecological Modelling*, 90(2), 229-244. [https://doi.org/10.1016/0304-3800\(96\)00060-8](https://doi.org/10.1016/0304-3800(96)00060-8)
- Sánchez Recuay, M., Calderón Rodríguez, A. (2010). Evaluación preliminar de orquídeas en el Parque Nacional Cutervo, Cajamarca-Perú. *Ecología Aplicada*, 9(1).
- Sánchez Tello, S. (2011). *Zonas de vida de Cajamarca* (37 p.). <https://zeeot.regioncajamarca.gob.pe/sites/default/files/ZonasVidasZEESegunMapaNacional.pdf>

- Sánchez Tello, S. (2017). *Estado de los bosques andinos y el impulso a las plantaciones en Cajamarca*. Gerencia Regional de Recursos Naturales y Gestión del Medio Ambiente. 26 p.
- SENAMHI. (2023). *Pronóstico del tiempo*. <https://www.senamhi.gob.pe/?p=pronostico-detalle&dp=06&localidad=0011>
- SERVINDI. (2018). *Se creó el área de conservación privada más grande de Cajamarca*. <https://www.servindi.org/actualidad-noticias/13/12/2018/se-creo-el-area-de-conservacion-privada-mas-grande-de-cajamarca>
- Sistema Nacional de Evaluación, Acreditación y Certificación de la Calidad Educativa (Sineace). (2020). *Caracterización regional Cajamarca* (28 p.). <https://repositorio.sineace.gob.pe/repositorio/bitstream/handle/20.500.12982/6228/Caracterizaci%C3%B3n%20Regional%20Cajamarca.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Soberón, J., & Nakamura, M. (2009). Niches and distributional areas: Concepts, methods, and assumptions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(50), 19644–19650. <https://doi.org/10.1073/pnas.0901637106>
- Soberón, J., & Peterson, A. T. (2005). Interpretation of models of fundamental ecological niches and species distributional areas. *Biodiversity Informatics*, 2, 1-10. <https://doi.org/10.17161/bi.v2i0.4>
- Soberón, J., Osorio Olvera, L., & Peterson, A. T. (2017). Diferencias conceptuales entre modelación de nichos y modelación de áreas de distribución. *Revista Mexicana de Biodiversidad*, 88, 437–441. <https://doi.org/10.1016/j.rmb.2017.06.007>
- Soberon, M., Flores, M. (2023). Modelamiento del nicho ecológico de la palmera blanca (*Ceroxylon quindiuense* (H. Karst.) H. Wendl.) en el Parque Nacional De Cutervo, Cajamarca-Perú. [Universidad Nacional de Jaén]

- Tan, C. K. W., Rocha, D. G., Clements, G. R., Brenes-Mora, E., Hedges, L., Kawanishi, K., Mohamad, S. W., Mark Rayan, D., Bolongon, G., Moore, J., Wadey, J., Campos-Arceiz, A., & Macdonald, D. W. (2016). Habitat use and predicted range for the mainland clouded leopard *Neofelis nebulosa* in Peninsular Malaysia. *Biological Conservation*, 206, 65–74. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2016.11.029>
- Tesfamariam, B., Gessesse, B., Melgani, F. (2022). MaxEnt-based modeling of suitable habitat for rehabilitation of Podocarpus forest at landscape-scale. *Environmental Systems Research*, 11:4.  
<https://environmentalsystemsresearch.springeropen.com/counter/pdf/10.1186/s40068-022-00248-6.pdf>
- The Plant List. (2021). *Podocarpus* (en línea, sitio web).  
<http://www.theplantlist.org/tpl1.1/search?q=podocarpus>
- Torres, G. R., Lupo, L. C., Kulemeyer, J. J., & Pérez, C. F. (2016). Palynological evidence of the geoecological belts dynamics from Eastern Cordillera of NW Argentina (23° S) during the Pre-Last Glacial Maximum. *Geobios*, 49(3), 285-298.  
<https://doi.org/10.1016/j.geobios.2016.02.002>
- Tropicos. (2021). *Podocarpus oleifolius* (en línea, sitio web).  
<http://legacy.tropicos.org/Name/25600018>
- Vásquez Salazar, M. (2024). *Modelamiento de la distribución potencial de Polylepsis multijuga Pilg. (Rosaceae) en el departamento de Cajamarca* (Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Cajamarca).
- Vera Chavez, M. P. (2018). *Condiciones turísticas del bosque de Cachil como alternativa ecoturística en el distrito de Cascas* (Tesis de pregrado, Universidad Privada del Norte). Trujillo, Perú.  
<https://repositorio.upn.edu.pe/bitstream/handle/11537/13265/Vera%20Chavez%20Marrissa%20Pierina.pdf?sequence=3>

- Vicente Guerrero, S. (2023). *Distribución espacial con imágenes satelitales de Podocarpus oleifolius D. Don en el área de conservación municipal Bosque Huamantanga, Jaén-Cajamarca* [Tesis, Universidad Nacional de Cajamarca].
- Vicuña Miñano, E. E. (2005). Las Podocarpáceas de los bosques montanos del noroccidente peruano. *Revista Peruana de Biología*, 12(2), 283–288. <https://doi.org/10.15381/rpb.v12i2.553>
- Vicuña-Miñano, E. E. (2013). *Las Podocarpáceas de los bosques montanos del noroccidente peruano*. *Revista Peruana de Biología*, 12(2), 283–288.). *Las Podocarpáceas de los bosques montanos del noroccidente peruano*. *Revista Peruana de Biología*, 12(2), 283–288.
- Villero, D., Pla, M., Camps, D., Ruiz-Olmo, J., & Brotons, L. (2017). Integrating species distribution modelling into decision-making to inform conservation actions. *Biodiversity and Conservation*, 26(1), 251–271. <https://doi.org/10.1007/s10531-016-1273-1>
- Volis, S., Zhang, Y. H., Deng, T., Dorman, M., Blecher, M., & Abbott, R. J. (2019). Divergence and reproductive isolation between two closely related allopatric *Iris* species. *Biological Journal of the Linnean Society*, 127(2), 377–389. <https://doi.org/10.1093/biolinnean/blz060>
- Woodward, F. I., & Williams, B. G. (1987). Climate and plant distribution at global and local scales. *Vegetation*, 69(2), 189–197. <https://doi.org/10.1007/BF00036831>
- Yan, D., Chen, W., Liu, L., Li, J., Liu, L., & Wang, Y. (2018). Change in current and future geographic distributions of *Ulmus lamellosa* in China. *Journal of Forestry Research*, pp. 1–10. <https://doi.org/10.1007/s11676-017-0503-7>

Yépez Duque, E. S. (2016). *Propagación vegetativa de Podocarpus oleifolius D. Don ex Lamb mediante esquejes en Santa Martha de Cuba, Provincia del Carchi* (Tesis de pregrado, Universidad Técnica del Norte). Ibarra, Ecuador. 97 p.

Young, B. (2007). *Distribución de las especies endémicas en la vertiente oriental de los Andes en Perú y Bolivia*. NatureServe. Arlington, Virginia, EE. UU.

Zevallos, A. (1998). *Taxonomía, distribución geográfica y status de las Podocarpaceas en el Perú* (Tesis de Maestría, Universidad Nacional Agraria La Molina). Lima, Perú.

Zuquim, G., Costa, F.R.C., Tuomisto, H., Moulatlet, G.M., Figueiredo, F.O.G. (2019). The importance of soils in predicting the future of plant habitat suitability in a tropical forest. *Plant Soil*, 450, 151–170.

## VIII. ANEXOS

**Tabla 12**

*Datos recolectados para el presente estudio en el formato de recolección de puntos de presencia.*

Formato de recolección de puntos de presencia						
Nº	Fuente	Altitud (msnm)	Coordenadas		Distrito	Provincia
			Latitud	Longitud		
1	HD	2950	-6.621506	-78.37146	Miguel Iglesias	Celendín
2	CPUN	2670	-6.361495	-79.051324	Querocoto	Chota
3	HD	2816	-6.606377	-78.751873	Lajas	Chota
4	HD	2816	-6.613938	-78.745241	Lajas	Chota
5	HD	2870	-6.616915	-78.722866	Lajas	Chota
6	HD	2800	-6.444608	-78.403826	Chadín	Chota
7	HD	2630	-6.435309	-78.394109	Chadín	Chota
8	NYBG	2670	-6.4	-79.3	Miracosta	Chota
9	FMNH	2680	-6.403969	-79.298987	Miracosta	Chota
10	MO	2500	-6.38	-79.28	Miracosta	Chota
11	GBIF	2500	-6.388605	-79.291828	Miracosta	Chota
12	HD	2630	-6.435309	-78.394109	Chadín	Chota
13	HD	3022	-6.626878	-78.723817	Lajas	Chota
14	HD	2717	-6.622444	-78.725111	Lajas	Chota
15	CPUN	2501	-7.392656	-78.817697	Contumazá	Contumazá
16	CPUN	2700	-7.30529	-78.766368	Contumazá	Contumazá

17	CPUN	2700	-7.319935	-78.747949	Contumazá	Contumazá
18	CPUN	2950	-7.401551	-78.752995	Contumazá	Contumazá
19	HD	2500	-7.405338	-78.81068	Contumazá	Contumazá
20	HD	2500	-7.399199	-78.776832	Contumazá	Contumazá
21	HD	2530	-7.396829	-78.779416	Contumazá	Contumazá
22	HD	2400	-7.408902	-78.782525	Chorrillo	Contumazá
23	HD	2700	-7.394202	-78.778374	Contumazá	Contumazá
24	HD	2800	-7.388508	-78.780139	Contumazá	Contumazá
25	HD	2900	-7.391796	-78.774407	Contumazá	Contumazá
26	FMNH	2840	-7.4	-78.8	Contumazá	Contumazá
27	FMNH	2780	-7.4	-78.77	Contumazá	Contumazá
28	GBIF	2900	-7.4	-78.78	Contumazá	Contumazá
29	GBIF	2900	-7.4	-78.78	Contumazá	Contumazá
30	GBIF	2900	-7.4	-78.775	Contumazá	Contumazá
31	GBIF	2900	-7.4	-78.775	Contumazá	Contumazá
32	GBIF	2900	-7.4	-78.766667	Contumazá	Contumazá
33	HD	2400	-7.407945	-78.815477	Chorrillo	Contumazá
34	HD	2700	-7.395797	-78.771432	Contumazá	Contumazá
35	HD	2800	-7.399306	-78.768723	Contumazá	Contumazá
36	HD	2563	-7.396052	-78.779587	Contumazá	Contumazá
37	CPUN	2200	-6.288214	-78.712479	Socota	Cutervo
38	MO	2400	-6.2	-78.7	San Andrés de Cutervo	Cutervo
39	MO	1990	-6.2	-78.6	San Andrés de Cutervo	Cutervo
40	MO	2200	-6.212	-78.598	San Andrés de Cutervo	Cutervo
41	MO	1950	-6.217	-78.667	Socota	Cutervo
42	MO	1170	-5.417	-78.883	San Andrés de Cutervo	Cutervo
43	MO	1800	-6.167	-78.667	Santo Tomás	Cutervo
44	GBIF	2500	-6.16666	-78.66666	San Andrés de Cutervo	Cutervo
45	GBIF	2200	-6.21666	-78.66666	San Andrés de Cutervo	Cutervo
46	GBIF	2200	-6.211944	-78.597778	San Andrés de Cutervo	Cutervo
47	HD	2539	-7.237160	-78.737251	San Andrés	Cutervo
48	CPUN	2700	-6.651871	-78.728462	Chugur	Hualgayoc
49	HD	3186	-6.688734	-78.712412	Chugur	Hualgayoc
50	HD	3200	-6.651479	-78.704242	Chugur	Hualgayoc
51	HD	2680	-6.656822	-78.716927	Chugur	Hualgayoc
52	HD	3000	-6.656397	-78.707206	Chugur	Hualgayoc
53	HD	3000	-6.657822	-78.705183	Chugur	Hualgayoc
54	HD	3100	-6.659939	-78.695503	Chugur	Hualgayoc
55	HD	3192	-6.648702	-78.409593	Bambamarca	Hualgayoc
56	HD	3192	-6.653388	-78.403886	Bambamarca	Hualgayoc
57	HD	3192	-6.435309	-78.394109	Bambamarca	Hualgayoc
58	HD	2739	-6.670645	-78.737511	Chugur	Hualgayoc
59	HD	2917	-6.637121	-78.733922	Chugur	Hualgayoc
60	MO	2295	-5.7	-79.3	Sallique	Jaén

61	NYBG	2260	-5.700744	-79.301711	Sallique	Jaén
62	MO	1650	-5.655	-79.313	Sallique	Jaén
63	MO	2400	-5.674	-79.271	Sallique	Jaén
64	GBIF	1650	-5.655	-79.31333	Sallique	Jaén
65	GBIF	2400	-5.67416	-79.27138	Sallique	Jaén
66	HD	2250	-5.189765	-79.132383	San Ignacio	San Ignacio
67	MO	2580	-5.1	-78.7	Huarango	San Ignacio
68	MO	1865	-5	-78.9	San José de Lourdes	San Ignacio
69	MO	1986	-5.3	-79.3	Tabaconas	San Ignacio
70	FMNH	1540	-5.4	-78.9	La Coipa	San Ignacio
71	MO	1800	-5.318611	-79.286244	Tabaconas	San Ignacio
72	NYBG	2390	-5.292	-79.267	Tabaconas	San Ignacio
73	NYBG	2890	-5.275	-79.268	Tabaconas	San Ignacio
74	NYBG	2500	-4.967	-78.884	San José de Lourdes	San Ignacio
75	MO	1680	-5.012	-78.903	San José de Lourdes	San Ignacio
76	FMNH	1060	-5.42	-78.88	La Coipa	San Ignacio
77	GBIF	2540	-5.063889	-78.721944	Huarango	San Ignacio
78	GBIF	1690	-5.01194	-78.9025	San José de Lourdes	San Ignacio
79	GBIF	1860	-5.31472	-79.28277	Tabaconas	San Ignacio
80	GBIF	2400	-5.29138	-79.26722	Tabaconas	San Ignacio
81	GBIF	2900	-5.27527	-79.26833	Tabaconas	San Ignacio
82	GBIF	2400	-5.29166	-79.26722	Tabaconas	San Ignacio
83	GBIF	2900	-5.2753	-79.2683	Tabaconas	San Ignacio
84	GBIF	2900	-5.2917	-79.2672	Tabaconas	San Ignacio
85	GBIF	2900	-5.2753	-79.2683	Tabaconas	San Ignacio
86	GBIF	2900	-5.2917	-79.2672	Tabaconas	San Ignacio
87	GBIF	2500	-4.96666	-78.88361	San José de Lourdes	San Ignacio
88	GBIF	2500	-4.9667	-78.8836	San José de Lourdes	San Ignacio
89	GBIF	2500	-5.41666	-78.88333	La Coipa	San Ignacio
90	HD	2200	-5.201678	-79.115817	San Ignacio	San Ignacio
91	CPUN	2600	-6.774726	-78.799896	Tongod	San Miguel
92	CPUN	2600	-6.755953	-78.807925	Tongod	San Miguel
93	CPUN	2900	-7.0125	-79.029167	El Prado	San Miguel
94	HD	3000	-6.739215	-78.7713	Tongod	San Miguel
95	HD	3000	-6.718285	-78.787958	Tongod	San Miguel
96	HD	2600	-6.788367	-78.797658	Tongod	San Miguel
97	HD	2600	-6.75425	-78.808371	Tongod	San Miguel
98	HD	2900	-6.767173	-78.785913	Catilluc	San Miguel
99	HD	2900	-6.761497	-78.788999	Catilluc	San Miguel
100	HD	2900	-6.765310	-78.787938	Catilluc	San Miguel
101	HD	2700	-6.772166	-78.814828	Tongod	San Miguel
102	HD	3200	-6.786196	-78.89877	Pulán	Santa Cruz
103	MO	3000	-6.750301	-78.872531	Pulán	Santa Cruz
104	MO	3100	-6.804433	-78.899704	Pulán	Santa Cruz

---

105	HD	3150	-6.775730	-78.895361	Pulán	Santa Cruz
-----	----	------	-----------	------------	-------	------------

---

Nota: HD: Herbario de Dendrología - Universidad Nacional de Cajamarca, CPUN: Cajamarca Perú Universidad Nacional (Herbario). NYBG: The New York Botanical Garden, MO: Missouri Botanical Garden, FMNH: The Field Museum of Natural History, GBIF: Global Biodiversity Information Facility.