

**Desarrollo de un sistema predictivo para la modelación de la presencia de aves en áreas afectadas por minería e hidrocarburos en Colombia bajo escenarios de cambio climático**

Cindy Julieth Rodríguez Rubio

Asesor

Andrés Felipe Hernández Giraldo

Universidad Nacional Abierta y a Distancia UNAD

Escuela de Ciencias Básicas, Tecnología e Ingeniería

Especialización en Ciencia de Datos y Analítica

2025

## **Nota de Aceptación**

---

Director: Andrés Felipe Hernández Giraldo

---

Jurado: Jorge Ignacio Blanco

2025

### **Dedicatoria**

Dedico esta tesis, en primer lugar, a Dios, por guiarme, darme fortaleza en los momentos difíciles y permitirme culminar esta etapa tan importante de mi vida.

A mi familia, por su amor incondicional, apoyo constante y por ser mi mayor motivación para seguir adelante. Gracias por creer en mí, por sus consejos y por acompañarme en cada paso de este camino.

A mis amigos, por su compañía, palabras de ánimo y por estar presentes en los momentos de esfuerzo, alegría y aprendizaje. Su apoyo hizo más llevadero este proceso.

También dedico este trabajo a mis profesores, quienes con su conocimiento, paciencia y orientación contribuyeron significativamente a mi formación académica y personal.

## **Agradecimientos**

Agradezco profundamente a Dios, por brindarme sabiduría, salud y perseverancia para alcanzar esta meta.

A mi familia, por su apoyo incondicional, comprensión y sacrificios. Gracias por ser mi base, mi inspiración y mi fuerza durante todo este proceso.

A mis amigos, por su amistad sincera, por escucharme, motivarme y compartir conmigo esta etapa llena de retos y aprendizajes.

A mis profesores, por su dedicación, enseñanzas y guía durante mi formación. De manera especial, agradezco a quienes acompañaron el desarrollo de esta tesis, por sus valiosos aportes, su paciencia y su compromiso.

Finalmente, agradezco a todas las personas que, de una u otra manera, contribuyeron a la realización de este trabajo y me apoyaron para culminar satisfactoriamente esta etapa académica.

## Resumen

El presente documento responde a un desarrollo de proyecto aplicado, donde se presenta un sistema predictivo basado en modelos de distribución de especies para anticipar la presencia de especies de aves en zonas donde ha desarrollado actividades por minería e hidrocarburos o donde existe la probabilidad de realización, considerando escenarios de cambio climático.

Se llevará a cabo a través de un enfoque cuantitativo, se integrarán datos de presencia de aves, variables ambientales y climáticas, utilizando técnicas de aprendizaje de forma complementario para obtener el modelo más robusto posible, entre las cuales se encuentran técnicas como MaxEnt, Random Forest y Redes Neuronales. La metodología incluye la recolección de fuentes oficiales y páginas web de confianza en su determinación taxonómica, el procesamiento y la generación de modelos predictivos validados por medio de métricas robustas.

Este proyecto busca generar una herramienta que facilite la decisión de proyectos objeto de licenciamiento ambiental, por medio de bioindicadores como lo son aves, para prever daños en los ecosistemas irreversibles para la distribución de especies de este grupo taxonómico.

***Palabras Claves:*** Aves, riqueza, cambio climático, modelos de distribución de especies, aprendizaje automático.

## Abstract

This monograph presents a predictive system based on species distribution models to anticipate the presence of bird species in areas where mining and hydrocarbon activities have taken place or where they are likely to occur, considering climate change scenarios.

The project will be carried out through a quantitative approach, integrating data on bird presence, environmental, and climatic variables, using complementary learning techniques to obtain the most robust model possible. These include techniques such as MaxEnt, Random Forest, and Neural Networks. The methodology includes collecting data from official sources and trusted websites for taxonomic determination, processing, and generating predictive models validated through robust metrics.

This project seeks to generate a tool that facilitates decision-making regarding projects subject to environmental licensing, using bioindicators such as birds, to predict irreversible ecosystem damage to the distribution of species in this taxonomic group.

***Keywords:*** birds, richness, climate change, species distribution models, machine learning.

## Tabla de Contenido

Introducción .....	11
Planteamiento del Problema .....	12
Justificación .....	13
Objetivos .....	14
Objetivo General.....	14
Objetivos Específicos .....	14
Marco de Referencias .....	15
Estado del Arte.....	15
Modelado de Distribución de Especies en Colombia y América Latina .....	15
Herramientas Predictivas y Estudios en Minería, Hidrocarburos y Biodiversidad .....	18
Marco Teórico .....	20
Impacto de la Minería y de la Explotación de Hidrocarburos en la Biodiversidad en Colombia .....	20
Impacto de la Variabilidad Climática en la Biodiversidad Colombiana.....	21
Marco Conceptual.....	23
Modelos de Distribución de Especies y Machine Learning .....	23
Modelos Clásicos.....	23
Marco Normativo.....	25
Instrumentos Internacionales de Regulación.....	25
Legislación Nacional .....	25
Mecanismos de Control .....	25
Participación de las ONG, Academia y Comunidades .....	26

Metodología .....	27
Fases del Proyecto .....	27
Resultados.....	30
Objetivo 1 Identificación de las Variables Abióticas.....	30
Generación de Variables Explicativas.....	30
Mapa de Coberturas de la Tierra.....	30
Variables Bioclimáticas .....	31
Objetivo 2 Integración de Datos de Presencia de Aves .....	32
Obtención de la Riqueza para Colombia .....	32
Objetivo 3 Comparación del Desempeño de Diferentes Enfoques de Modelación Predictiva .	36
Modelos y Métricas .....	36
Integración de Modelo para Escenarios de Cambio Climático.....	38
Conclusiones.....	42
Recomendaciones .....	43
Referencias Bibliográficas .....	44

## Lista de Figuras

<b>Figura 1</b> <i>Esquema Metodológico del Estudio</i> .....	28
<b>Figura 2</b> <i>Ráster de Coberturas de Colombia</i> .....	30
<b>Figura 3</b> <i>Distribución Estimada de la Riqueza a Nivel Nacional</i> .....	32
<b>Figura 4</b> <i>Matriz de Correlación de Pearson</i> .....	34
<b>Figura 5</b> <i>Varianza Explicada de Componente en PCA</i> .....	35
<b>Figura 6</b> <i>Comparación en Escenario SSP1.26</i> .....	40
<b>Figura 7</b> <i>Comparación en Escenario SSP2.45</i> .....	41

**Lista de Tablas**

<b>Tabla 1</b> <i>Fases Metodológicas del Estudio</i> .....	28
<b>Tabla 2</b> <i>Variables Bioclimáticas</i> .....	31
<b>Tabla 3</b> <i>Métricas para el Modelo Random Forest</i> .....	36
<b>Tabla 4</b> <i>Métricas para le Modelo de Ensemble</i> .....	37
<b>Tabla 5</b> <i>Métricas de Regresión Logística</i> .....	37
<b>Tabla 6</b> <i>Escenarios de Cambio Climático</i> .....	38

## **Introducción**

En el presente documento se presenta la propuesta sobre un sistema predictivo basado en modelos de distribución de especies para anticipar la presencia de especies de aves en zonas donde ha desarrollado actividades por minería e hidrocarburos o donde existe la probabilidad de realización, considerando escenarios de cambio climático.

Se llevará a cabo a través de un enfoque cuantitativo, se integrarán datos de presencia de aves, variables ambientales y climáticas, utilizando técnicas de aprendizaje de forma complementario para obtener el modelo más robusto posible, entre las cuales se encuentran técnicas como MaxEnt, Random Forest y Redes Neuronales.

La metodología incluye la recolección de fuentes oficiales y páginas web de confianza en su determinación taxonómica, el procesamiento y la generación de modelos predictivos validados por medio de métricas robustas.

Este proyecto busca generar una herramienta que facilite la decisión de proyectos objeto de licenciamiento ambiental, por medio de bioindicadores como lo son aves, para prever daños en los ecosistemas irreversibles para la distribución de especies de este grupo taxonómico.

## Planteamiento del Problema

Actualmente Colombia es uno de los países con más diversidad del mundo, donde ocupa el primer lugar en especies de orquídeas y de aves (Humboldt, 2023), sin embargo, de forma paralela se llevan a cabo actividades de minería y explotación de hidrocarburos en zonas donde existe una alta biodiversidad y que sujeto de diferentes condiciones extrínsecas e intrínsecas del territorio se ha ido degradando con el tiempo.

Dichas actividades históricamente se han concentrado en zonas como la Amazonía, la región Andina y el Chocó biogeográfico, que han sido eje de deforestación en los últimos 20 años, lo que conlleva a pérdida de cobertura vegetal, fragmentación de ecosistemas, contaminación generalizada y por ende un cambio en las dinámicas poblacionales de cada una de estas zonas.

Sumado a ello se encuentra la degradación natural de las áreas y el cambio climático,<sup>2</sup> lo que en conjunto altera la distribución de las especies. Las aves son altamente sensibles a estos cambios y las presiones antrópicas, el 78% del total de aves de Colombia se estima van a ser vulnerables a estos cambios, con 168 especies en la región de la Amazonía, 152 especies en el Pacífico y 59 especies en las zonas altas de los Andes.

Sin embargo, hoy en día no se cuenta con las herramientas suficientemente robustas para predecir cómo se verán afectadas las comunidades en un futuro bajo las condiciones expuestas, por ello surge la necesidad de crear una herramienta que permita entender cómo serán las dinámicas poblacionales en zonas que son susceptibles a proyectos de explotación o intervenciones estructurales.

## Justificación

Abordar de manera conjunta los impactos que generan las actividades extractivas con el cambio climático es una necesidad tácita para evitar daños irreversibles en las comunidades de las aves, cuando se otorgan permisos de explotación no se puede solo tomar en cuenta la disponibilidad de los recursos, sino también como el factor del cambio climático influye como una presión adicional al funcionamiento de los ecosistemas.

Las aves son bioindicadores de los ecosistemas, debido a que las especies son de larga vida y están en lo alto de la cadena alimenticia, están expuestos a los metales pesados de varias fuentes, así como la considerable información existente sobre la taxonomía y su distribución ecológica (Estrada-Guerrero & Soler-Tovar, 2021), lo que suministra la oportunidad de evaluar la salud de los ecosistemas y el comportamiento de este grupo taxonómico en el tiempo.

Bajo este argumento, el desarrollo de un sistema predictivo que integre todas las variables y parámetros anteriormente mencionados será una herramienta práctica para la toma de decisiones sobre el territorio colombiano, inicialmente y para la funcionalidad que está planteada para los procesos de licenciamiento ambiental en el territorio nacional, de forma que se prevenga la pérdida de coberturas que son imprescindibles para la biodiversidad en Colombia.

Además, la implementación de este tipo de tecnología implica un fortalecimiento en las dinámicas estatales para la toma de decisiones informadas, en casos donde la información es tan amplia y variable se necesita la integración de modelos más robustos, para el caso biótico en herramientas predictivas que se basen en modelos de distribución de especies y de aprendizaje automático, lo que a lo largo permite identificar patrones y tendencias en la biodiversidad de diferentes escenarios del país.

## **Objetivos**

### **Objetivo General**

Desarrollar un sistema predictivo basado en modelos de distribución de especies que permita anticipar la presencia de aves en áreas impactadas por minería e hidrocarburos en Colombia, integrando escenarios de cambio climático.

### **Objetivos Específicos**

Identificar las variables abióticas, incluyendo los efectos del cambio climático, que afectan la distribución de las aves en el territorio colombiano.

Integrar datos de presencia de aves provenientes de monitoreos en campo de fuentes oficiales colombianas y registros del GBIF, utilizando técnicas de aprendizaje automático, para mejorar la precisión de los modelos de distribución de especies.

Comparar el desempeño de diferentes enfoques de modelación predictiva (MaxEnt, Random Forest y Ensemble Learning) bajo escenarios actuales y futuros de cambio climático, para seleccionar el más eficiente en la predicción de la presencia de aves.

## Marco de Referencias

### Estado del Arte

En Colombia se ha hecho indispensable el desarrollo de herramientas predictivas para anticipar y evaluar los impactos derivados de actividades en minería y de hidrocarburos, el avance se ha presentado en tecnologías de modelado estadístico, aprendizaje automático y análisis espacial, esto transforma la relación que pueden tener las entidades de control y la conservación de la biodiversidad por medio de decisiones informadas soportadas con tecnología.

### *Modelado de Distribución de Especies en Colombia y América Latina*

El modelo de distribución de especies ha tenido una transformación significativa en América Latina en los últimos veinte años, lo que ha llevado a establecerse como una pilar en las metodologías para el monitoreo de la biodiversidad, la planificación de la conservación y la evaluación de impactos ambientales, específicamente en Colombia donde la riqueza biológica está presente en todo el territorio y donde las coberturas y paisajes son altamente heterogéneos, la aplicación de modelos de distribución ha crecido como una respuesta rápida para entender cómo interactúan las presiones antrópicas derivadas de la industria minero-energética y la variabilidad climática.

Las primeras aplicaciones de dichos modelos fueron correlativos, basados en asociaciones estadísticas entre ocurrencias de especies y variables ambientales, es así como MaxEnt aparece como una de las metodologías más utilizadas por su capacidad para modelar datos de presencia frente a una base de datos precaria, una limitación que sigue existiendo en muchas de las zonas de la biodiversidad tropical, estos modelos sirvieron para demostrar cómo se proyectaba la presencia de las especies y llevó a proyectos iniciales de conservación, lo que

estructuró las bases metodológicas para ser evaluación en diversas instituciones (Araújo et al., 2019)

En los últimos años se ha ido fortalecido el modelo de distribución de especies con técnicas de aprendizaje automático y modelos de ensamble, entre los cuales se encuentran métodos como Random Forest y Boosted Regression Trees, ya que tiene la capacidad de capturar relaciones no lineales e interacciones entre los predictores, lo que hace que mejore la precisión de las predicciones y el ofrecimiento de información relevante sobre la importancia de las variables y los factores ecológicos que determinan la distribución de especies, en Colombia se han usado estos modelos para predecir la pérdida de hábitat causada por actividades mineras, específicamente en los Andes y el piedemonte amazónico (Cushman et al., 2024).

Los enfoques en deep learning han ampliado las capacidades analíticas de los modelos de distribución de especies. Las redes neuronales convolucionales (CNN), permiten incorporar el contexto espacial son capas ambientales que han sido basadas en imágenes, como es el ejemplo de índices de vegetación obtenidos por sensores remotos o mosaicos de cobertura de suelo. Estos modelos son utilizados en regiones donde los modelos tradicionales no tienen la capacidad de representar la dinámica de parches y la variación en el microambiente que se puede presentar (Estupiñán et al., 2024, 2024)).

En la región se han hecho revisiones comparativas (Hao et al., 2020; Kaky et al., 2020), que evidencian una mejora cuando se han aplicado enfoques de modelado único hacia enfoques de modelado conjunto (ensamble), lo que hace que se integren los resultados de múltiples algoritmos, que a la final mitigan el sesgo individual y reducen la incertidumbre en las predicciones. Estos modelos han sido útiles en escenarios de cambio climático, donde las

proyecciones futuras dependen en gran medida de la estabilidad y robustez de las estructuras de los modelos.

Plataformas institucionales y participativas como los BioModelos, que actualmente se encuentra liderada y ejecutada por el Instituto Humboldt en Colombia, representan un avance significativo en la práctica regional de modelos. Lo que hacen es integrar la validación experta, filtrado espacial y trazabilidad sistemática de metadatos, los BioModelos mejoran la credibilidad de las salidas de los modelos y facilitan su reproducibilidad, lo que hace que sea una herramienta utilizable para incidir en la política pública y el licenciamiento ambiental. Su carácter colaborativo, que involucra tanto a la comunidad científica como al conocimiento local, ejemplifica también un cambio hacia paradigmas de modelado más inclusivos e interdisciplinarios (Josephraj, 2023; Urbina-Cardona et al., 2019).

Otra cosa que ha aportado desde el enfoque nacional, son los esfuerzos regionales de modelado que enfatizan cada vez más el uso de predictores ambientales de alta resolución. Los avances en sensores remotos han permitido la inclusión de datos detallados sobre topografía, tipo de suelo, intensidad del uso del suelo y fenología de la vegetación, parámetros que con frecuencia superan a las variables climáticas de escala gruesa en la explicación de la distribución local de las especies. Estos datos son especialmente críticos en regiones tropicales montañosas, donde los gradientes ambientales son abruptos y las respuestas de adaptación bióticas son muy localizadas (Dutra, 2019; Velnurugan, 2023).

Aunque existen muchos avances tanto en tecnología como en implementación, aún hay muchas cosas que se pueden fortalecer. Las brechas de datos en cobertura taxonómica por zonas donde el monitoreo sigue siendo precario y no se encuentra dentro de los intereses de las

autoridades ambientales, el sesgo de muestreo hacia áreas accesibles y la subrepresentación de especies nocturnas o crípticas siguen afectando la precisión de los modelos (Zhang & Li, 2017).

### ***Herramientas Predictivas y Estudios en Minería, Hidrocarburos y Biodiversidad***

Colombia ha sido un país que durante mucho tiempo ha estado enfrentado a presiones de las industrias extractivas, por actividades como la minería y la explotación de hidrocarburos, estas actividades normalmente se encuentran en zonas con alta biodiversidad, lo que ha generado la necesidad de desarrollar herramientas predictivas que integren análisis espaciales, teledetección, técnicas de modelado estadístico y de aprendizaje automático, lo que permite soportar decisiones tomadas a partir de la generación de alertas tempranas y una evaluación más objetiva de los impactos ambientales que tienen estas actividades.

Para estudios sobre tendencias de deforestación se usaron técnicas como CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining), para cambios en la cobertura vegetal en áreas que se encuentran priorizadas para minería e infraestructura, lo que permitió la creación de alertas tempranas en territorios que según las modelaciones establecidas se consideraron sensibles (Alarcón-López & Galpin, 2023)

Se han realizado otros estudios en tecnologías como la imagenología hiperespectral combinadas con análisis espaciales, que se han empleado para detectar alteraciones en la salud de la vegetación, asociadas con la filtración de gases y otros contaminantes derivados del petróleo, enfocado en la fase de exploración hacia los cambios de fisiología de las plantas y la distribución de especies (Arellano et al., 2017)

Asociado a actividades como la minería de oro artesanal que se encuentra en regiones como Chocó, Antioquia y el sur del país, ha sido objeto de estudios detallados que integran metodologías multicriterio, conectividad ecológica y cartografía de hábitats para cuantificar su

huella ecológica. Lo que demostró que la minería artesanal genera deforestación indirecta por la recolección de leña, comprometiendo corredores ecológicos clave y reduciendo la conectividad del paisaje en zonas de alta biodiversidad (Gómez et al., 2024).

A nivel gubernamental se han incorporado salidas de modelos predictivos de distribución de especies como insumo para la toma de decisiones, ya que estos modelos han sido utilizados para identificar zonas de conflicto entre proyectos de desarrollo y áreas de conservación, apoyando la formulación de estrategias de mitigación, compensación y prevención (Saenz et al., 2013).

El uso de tecnología no solo permite tener mayor rigurosidad en temas de impactos ambientales, si no que permite orientar la toma de decisiones informada, en países como Colombia donde el sector extractivista mantiene la economía de varias regiones, la modelación de escenarios futuros permite el aprovechamiento de los recursos con -la conservación de la biodiversidad (Benavides et al., 2024).

Estas iniciativas evidencian que las herramientas predictivas no solo permiten prever impactos ambientales, sino que pueden ser usadas en la formulación de políticas públicas. En regiones donde la minería y los hidrocarburos representan sectores económicos claves, tales herramientas aportan elementos técnicos que contribuyen a equilibrar el aprovechamiento de los recursos con la conservación de la biodiversidad (Cañas et al., 2025).

Los enfoques de análisis predictivo con análisis multicriterio en el contexto de la minería y los hidrocarburos han fortalecido la evaluación de impactos ambiental, lo que permite anticipar comportamientos de las especies, adelantar procesos en políticas de conservación y preservar la biodiversidad en Colombia (Gomez et al., 2024).

## Marco Teórico

### Impacto de la Minería y de la Explotación de Hidrocarburos en la Biodiversidad en Colombia

Colombia es uno de los países con la mayor biodiversidad del mundo, se estima que cuenta con 56724 especies, donde solo se incluyen mamíferos, aves, reptiles, plantas con flores, helechos y plantas vasculares. Para el caso específico de las aves se registran de forma oficial 1954 especies equivalente al 20% del total global donde los 10 departamentos con mayor presencia de especies son Cauca (1.409), Nariño (1.384), Antioquia (1.125), Boyacá (1.107), Meta (1.063), Cundinamarca (1.062), Chocó (1.059), Putumayo (1.050), Caquetá (982) y Valle del Cauca (982) y 82 especies de aves endémicas, esto se debe a la variedad de ecosistemas y climas con los que cuenta el país (WWF, 2022).

La región de América Latina posee características únicas en su territorio que la convierte en una de las zonas más importantes para la industria extractiva global, ya que alberga el 40% de la biodiversidad mundial, el 30% de agua dulce disponible y casi el 50% de los bosques tropicales del planeta, en consecuencia, con recursos estratégicos como petróleo, (cobre, oro, plata, carbón, entre otros).(Zárate et al., 2020)En Colombia, la minería y los hidrocarburos representan una contribución del 4 % del PIB en el 2023.

La expansión de proyectos mineros y de hidrocarburos ha transformado ecosistemas completos, la deforestación asociada, elimina grandes extensiones de hábitats lo que ha fragmentado ecosistemas y corredores biológicos de diferentes especies del territorio, al reducirse la conectividad ecológica, se reduce la extinción de especies clave, incluyendo aves dispersoras de semillas y polinizadores que son esenciales para la regeneración de bosques (Estrada-Guerrero & Soler-Tovar, 2021).

La minería, en específico la extracción de oro, utiliza sustancias químicas como el mercurio y el cianuro que en un incorrecto manejo puede contaminar ríos y suelos, para el caso de los hidrocarburos ha representado una amenaza directa para la fauna acuática y las aves que se ven afectadas por el cambio en su cadena trófica, generando impactos acumulativos a largo plazo (Zárate et al., 2020).

### **Impacto de la Variabilidad Climática en la Biodiversidad Colombiana**

Las proyecciones de escenarios climáticos, en conjunto con las trayectorias y las proyecciones del IPCC, indican que van a existir alteraciones significativas en los patrones de precipitación y temperatura, estas variaciones podrían afectar a la distribución de las especies, dependiendo de las necesidades para cada una de ellas, lo que a la larga afecta la distribución de las especies modifica los nichos ecológicos y altera las posibilidades de adaptación, se estima que del 78% de las aves colombianas serán altamente vulnerables al cambio climático.

Los valores más altos en cuanto a vulnerabilidad al cambio climático se encuentran entre 139 y 168 especies, que se presentan en los departamentos de Caquetá, Guaviare, Putumayo, Guainía, Vaupés, y Amazonas. Toda la costa del pacífico presenta valores intermedios con 47 a 96 especies, mientras que el piedemonte andino amazónico presenta valores bajo con 19 a 47 especies, a ello se debe sumar que se estima que hay entre 200.000 y 900.000 especies que aún están por conocer (Humboldt, 2021).

Para el caso específico de las aves, los cambios en los patrones climáticos afectan su comportamiento y fenología, ya que existen afectaciones en la migración con respecto a las fechas de llegada y partida, también existen cambios morfológicos como adaptaciones en su tamaño corporal y su plumaje en respuesta a la selección natural, cambios en la distribución geográfica, ya que tienen que empezar a tener desplazamientos altitudinales y latitudinales para

poder encontrar hábitats adecuadas, cambios en su dinámica poblacional, ya que hay reducción en las poblaciones y aumento del riesgo a la extinción por la rápida transformación de los ecosistemas (Barbacid, 2021), esto las hace apropiadas para ser usadas como bioindicadores sobre el estado de los ecosistemas.

Lo que genera una presión sinérgica en conjunto con las actividades extractivas, ya que los cambios de patrones de temperatura y precipitación modifican la distribución de especies y limitan las opciones de adaptación en paisajes fragmentados, lo que genera que las áreas intervenidas por las actividades extractivas tengan menor capacidad de recolonización de estos espacios.

## Marco Conceptual

### Modelos de Distribución de Especies y Machine Learning

Los modelos de distribución de especies son herramientas para predecir la distribución de las especies en función de variables ambientales específicas y de ocurrencia, actualmente existen diversos modelos, a continuación, se presentan algunos de ellos.

#### *Modelos Clásicos*

**Maxent.** Es un modelo estadístico que permite predecir la distribución de especies usando datos de presencia y variables ambientales, es comúnmente usado para datos incompletos o dispersos con respecto al área, ya que puede hacer estimaciones robustas utilizando distribuciones probabilísticas para proyectar áreas potenciales de distribución.

Es ideal para especies que se tienen pocos datos, este modelo también permite integrar variables climáticas proyectadas lo que permite ver la distribución de especies bajo diferentes escenarios de cambio climático (Kalinski, 2019).

**Enfoques Ensemble y Métodos de Machine Learning Tradicionales.** Se encuentran basado en ensambles que combinan varios modelos para mejorar la precisión de las predicciones.

**Random Forest.** Construye árboles de decisión para combinar los resultados para aumentar la estabilidad y disminuir el sobreajuste, es adecuado para modelar relaciones no lineales, se ha usado en estudios en Colombia para predecir la pérdida de hábitat causada por la minería.(Cushman et al., 2024)

**Boosted Regression Trees.** Aumenta iterativamente la precisión enfocándose en los errores de predicción de modelos previos, es útil para modelos que tengan alta variabilidad ambiental, y permite la identificación de las variables más influyentes en la distribución de especies.(Yu et al., 2020)

***Redes Neuronales Convolucionales.*** Son útiles para el análisis geoespacial y las imágenes satelitales, lo que permite capturar patrones espaciales estructurados.

***Optimización de Modelos con Sdmtune.*** Usan algoritmos genéticos para optimizar hiperparámetros, lo que mejora la precisión y reduce el tiempo de entrenamiento, permiten variedad de métricas de desempeño y validaciones espaciales.

## **Marco Normativo**

Se encuentra constituido entre una serie de permisos, compromisos internacionales, legislación, mecanismos de control y estrategias de conservación comunitaria (Halle, 2018)

### **Instrumentos Internacionales de Regulación**

A nivel internacional existe una regulación sobre el comercio internacional que es la Convención sobre el Comercio Internacional de Especies Amenazadas de Fauna y flora Silvestres (CITES) de la cual Colombia hace parte, donde se clasifican las especies en apéndices según su nivel de amenaza, y exige que cualquier transacción está respalda por los permisos emitidos por las autoridades competentes (Hagen, 2019). Colombia también tiene acuerdos con Ecuador y Perú por medio de controles fronterizos por medio del intercambio de información y operativos conjuntos (Halle, 2018) .

### **Legislación Nacional**

Compuesto por leyes, decretos y resoluciones del ministerio que buscan prevenir la sobreexplotación y el tráfico ilegal de aves (Halle, 2018), que se enfocan en la prohibición de captura y comercialización de aves silvestre, las resoluciones relacionadas expedidas por el Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible en conjunto con las autoridades relacionadas están enfocadas en:

- Permisos ambientales
- Condiciones para autorizar investigaciones científicas.

### **Mecanismos de Control**

Los responsables de la implementación de la normativa se encuentran sobre:

- Policía ambiental
- Corporaciones Autónomas Regionales CAR.

- Autoridad Nacional de Licencias Ambientales ANLA (Halle, 2018)

No obstante, su vigilancia y controles cuenta con varios obstáculos como los son la capacidad institucional, el déficit de recursos financieros, la corrupción (Hagen, 2019), así como la falta de articulación entre autoridades nacionales y subnacionales y en las zonas donde la presencia estatal es baja, la vigilancia es baja, los monitoreos y las obligaciones favorecen el subregistro de la presencia de especies (Hagen, 2019)

### **Participación de las ONG, Academia y Comunidades**

Las instituciones académicas han apoyado en monitoreo, protección de hábitats y el fortalecimiento de enfoques comunitarios ((Restrepo-Rodas & Pulgarín-Restrepo, 2021)) y fundaciones como PROAVES y BirdLife International han desarrollado reservas privadas y programas de recuperación de especies (Halle, 2018).

## **Metodología**

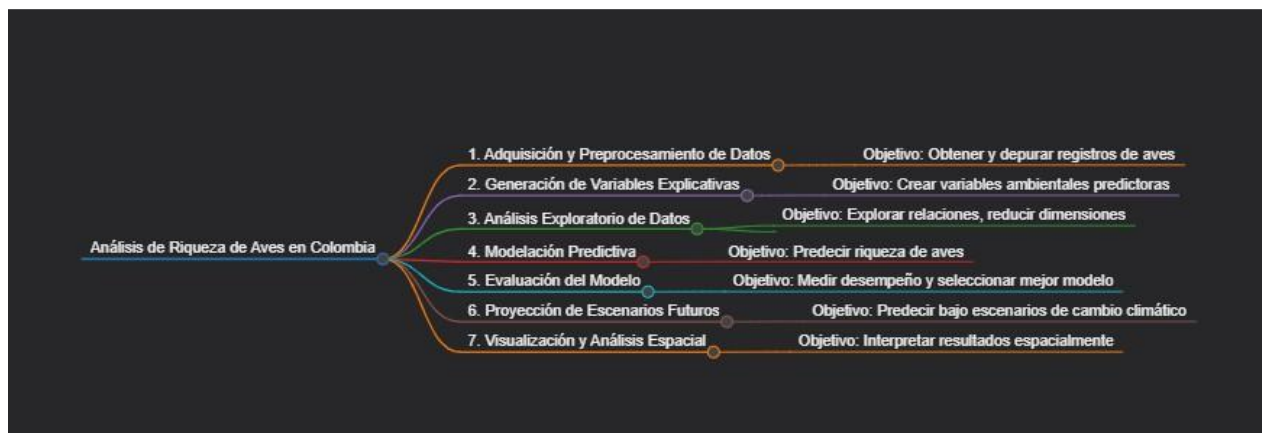
Esta investigación se centra en un enfoque cuantitativo, centrado en el análisis de datos ambientales, registros de biodiversidad y escenario de cambio climático, con la finalidad de hacer la modelación de la distribución espacial de aves en Colombia bajo la influencia de actividades antrópicas y los escenarios de cambio climático. Con este propósito de integrar las técnicas de aprendizaje automático con herramientas para análisis geoespacial, para mejorar la precisión de la proyección de los escenarios futuros.

El diseño de la investigación es de tipo exploratorio-descriptivo, ya que busca identificar relaciones entre las presiones ambientales, la biodiversidad y el cambio climático, especialmente en zonas donde convergen las actividades extractivas y las zonas con alto nivel ecológico.

Es descriptivo ya que toma variables como la riqueza disponible y los parámetros actuales y proyectados.

### **Fases del Proyecto**

La metodología se estructura en 7 fases estructuradas, que son el paso a paso para el análisis requerido, que va desde la adquisición y el preprocesamiento de datos biológicos, hasta la proyección con escenarios de cambio climático. Cada fase será explicada con el objetivo relacionado, la tecnología aplicada y las librerías especializadas requeridas, esto con el fin de demostrar el procesamiento del alto volumen de información y los procesos de automatización que fueron necesarios y que permitieron el procesamiento para la presente investigación. En la Figura 1, se muestra el paso a paso que se ejecutó.

**Figura 1***Esquema Metodológico del Estudio***Tabla 1***Fases Metodológicas del Estudio*

Fase	Objetivo	Herramientas y librerías
1. Adquisición y preprocesamiento de datos biológicos	Obtener registros de aves y calcular riqueza por celda (10×10 km)	pygbif, pandas, geopandas, shapely, collections, Counter
2. Generación de variables explicativas	Construir variables predictoras (clima, altitud, coberturas)	rasterio, numpy, matplotlib, scipy.interpolate, osgeo.gdal, glob, geopandas
3. Análisis exploratorio de datos	Explorar relaciones, detectar redundancias y reducir dimensiones	pandas, seaborn, matplotlib.pyplot, sklearn.preprocessing.StandardScaler, sklearn.decomposition.PCA

Fase	Objetivo	Herramientas y librerías
4. Modelación predictiva	Entrenar modelos que predigan riqueza a partir de variables ambientales	RandomForestRegressor, train_test_split, sklearn.metrics, rasterio, joblib, glob, geopandas, rasterio.mask
5. Evaluación de desempeño de los modelos	Evaluar y comparar métricas de precisión, recall, F1, ROC	sklearn.metrics, StratifiedKFold, cross_val_predict, matplotlib, seaborn
6. Proyección de escenarios futuros	Aplicar modelos a escenarios climáticos futuros (SSP245/585)	joblib, rasterio, os, glob, numpy
7. Visualización y análisis espacial	Representar y analizar espacialmente resultados actuales y futuros	matplotlib.pyplot, rasterio, seaborn, numpy

*Nota.* Para visualizar cada uno de los códigos asociados al proceso ver [anexo.zip](#).

## Resultados

### Objetivo 1 Identificación de las Variables Abióticas

#### *Generación de Variables Explicativas*

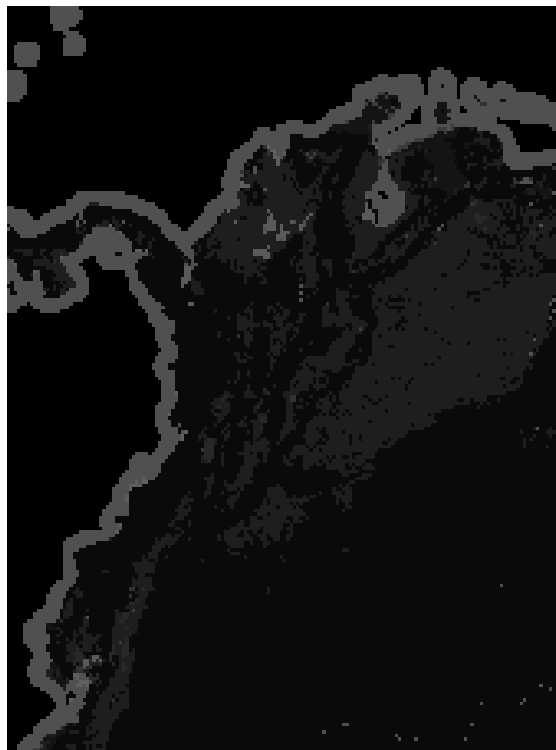
Como parte de los insumos del modelo predictivo, se generaron dos insumos principales, un mapa de coberturas de la tierra, y un conjunto de variables bioclimáticas de datos climáticos mensuales.

#### *Mapa de Coberturas de la Tierra*

Se obtuvo de la capa World Cover 2021 v200, desarrollada por la Agencia Espacial Europea (ESA), mediante la plataforma de Google Earth Engine (GEE). El proceso de descarga y proyección se realizó con geemap con una resolución de 10×10 km, y sistema de referencia EPSG:4326.

### Figura 2

#### *Ráster de Coberturas de Colombia*



***Variables Bioclimáticas***

Fueron calculadas a partir de capas mensuales de temperatura y precipitación, organizadas por xarray para manejo como cubos climáticos, que derivaron ocho variables:

**Tabla 2***Variables Bioclimáticas*

Variable	Código	Descripción	Unidad
<i>BIO1</i>	bio01	Temperatura media anual	°C
<i>BIO2</i>	bio02	Amplitud térmica media mensual	°C
<i>BIO5</i>	bio05	Temperatura máxima del mes más cálido	°C
<i>BIO6</i>	bio06	Temperatura mínima del mes más frío	°C
<i>BIO7</i>	bio07	Rango térmico anual (BIO5 - BIO6)	°C
<i>BIO12</i>	bio12	Precipitación anual total	mm
<i>BIO13</i>	bio13	Precipitación del mes más húmedo	mm
<i>BIO14</i>	bio14	Precipitación del mes más seco	mm

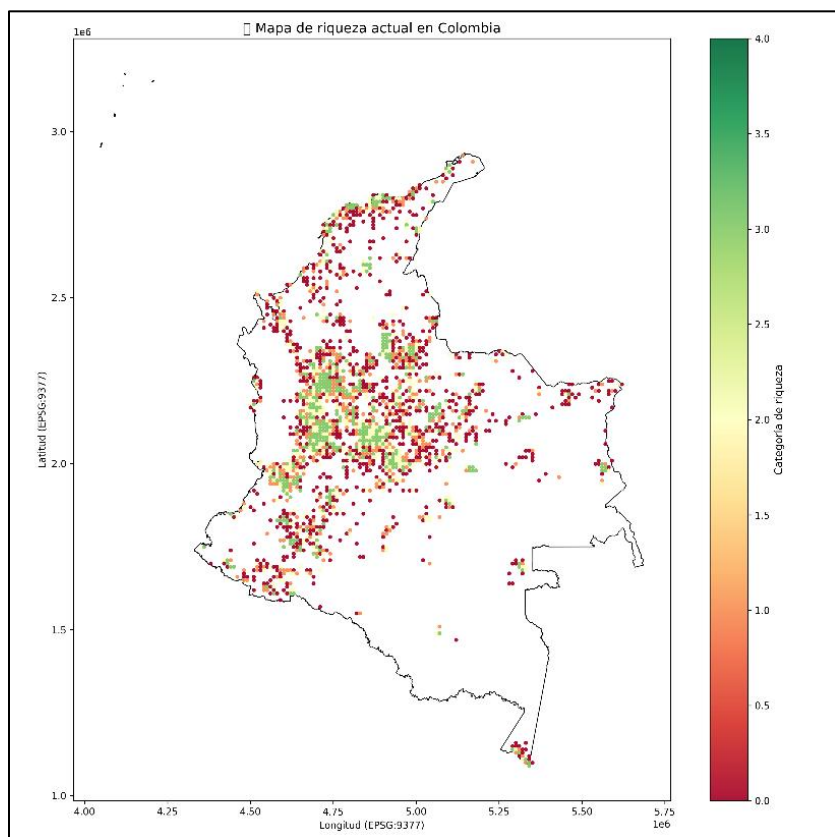
## Objetivo 2 Integración de Datos de Presencia de Aves

### *Obtención de la Riqueza para Colombia*

La riqueza se calculó a partir de los registros de presencia de aves descargados del GBIF que embeben los obtenidos en monitoreos de ANLA, mediante un proceso espacial sobre una cuadrícula de resolución 10×10 km (100 km<sup>2</sup>). Esta cuadrícula fue generada sobre el sistema de referencia EPSG:9377, que conserva las distancias métricas en proyecciones cartográficas regionales.

### **Figura 3**

#### *Distribución Estimada de la Riqueza a Nivel Nacional*



Cada celda del ráster representa el número de especies únicas registradas dentro de su área, la escala de colores es viridis, donde los tonos más oscuros (violeta y azul) indican menor riqueza y los tonos más claros (verde claro y amarillo) representan zonas con mayor riqueza.

El análisis espacial arroja las siguientes conclusiones por área:

En los Andes colombianos hay una alta concentración de riqueza por la variedad de pisos térmicos, condiciones microclimáticas y diferenciación de nichos ecológicos. En el caso del Amazonas y piedemonte amazónico se evidencia una buena riqueza debido a su estabilidad climática y heterogeneidad ambiental.

Por otro lado, en el Chocó biogeográfico, el cual es considerado uno de los hotspots de biodiversidad más importantes del mundo, con alta pluviosidad, endemismo y condiciones ecológicas singulares. Asimismo, La Guajira, que es una región árida donde las condiciones ecológicas limitan la diversidad de especies.

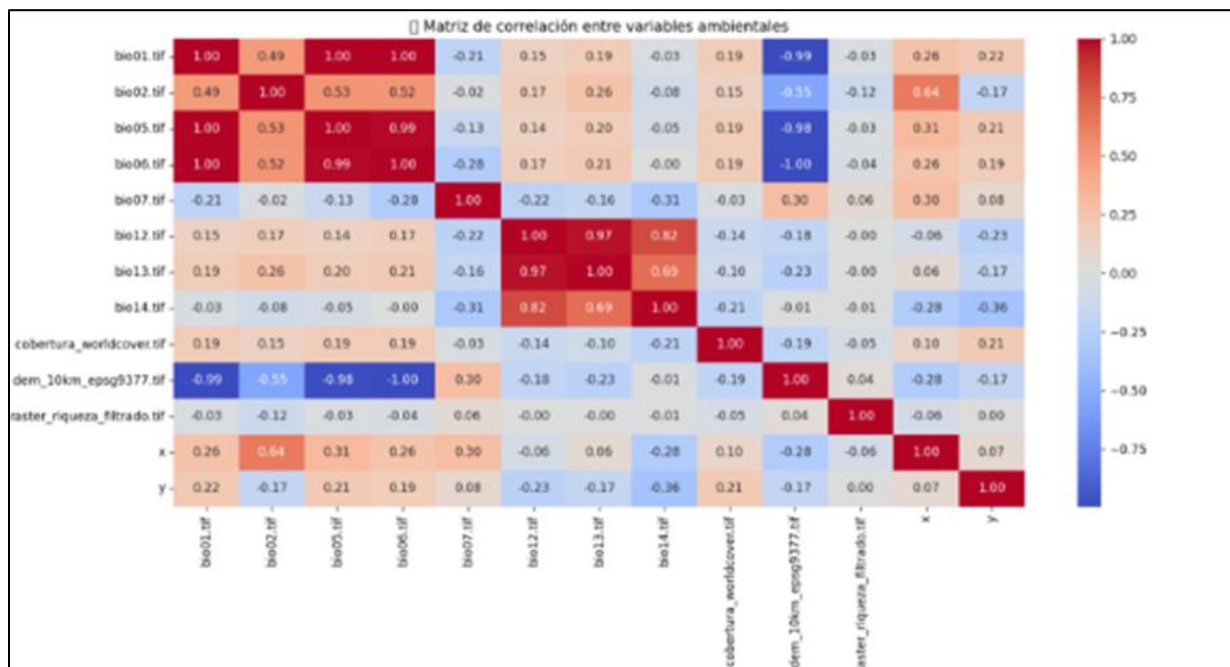
Finalmente, la altillanura y zonas ganaderas de la Orinoquía la cual es una región donde la cobertura natural es baja. Es importante resaltar que existen áreas con baja cobertura de muestreo, especialmente en regiones apartadas o con baja accesibilidad, donde el número de registros disponibles es bajo.

**Análisis Exploratorio.** En esta sección se obtuvo el resultado del comportamiento estadístico de las variables ambientales en respuesta de la riqueza de aves, a partir de dos enfoques complementarios, la matriz de correlación de Pearson y el análisis de componentes principales.

**Matriz de Correlación.** La matriz de correlación permitió detectar la existencia de colinealidad entre variables, para evitar la redundancia entre los modelos:

Figura 4

Matriz de Correlación de Pearson



Aplicando la matriz de correlación de Pearson, se encontraron los siguientes hallazgos:

- Alta colinealidad entre variables bioclimáticas térmicas: bio01, bio05, bio06 tienen correlaciones superiores a 0.98, indicando que representan información redundante sobre la temperatura anual. bio02 (amplitud térmica mensual) muestra menor correlación con bio01, lo que puede aportar variabilidad adicional.
- Relación esperada entre altitud y temperatura: Dem\_10km tiene correlación negativa casi perfecta con bio01, bio05 y bio06 ( $\approx -0.99$ ), lo que confirma la dependencia altitudinal de la temperatura.
- Relación entre precipitaciones: bio12, bio13 y bio14 tienen una alta correlación positiva entre sí ( $>0.82$ ), lo que sugiere que capturan componentes similares del régimen hídrico anual.

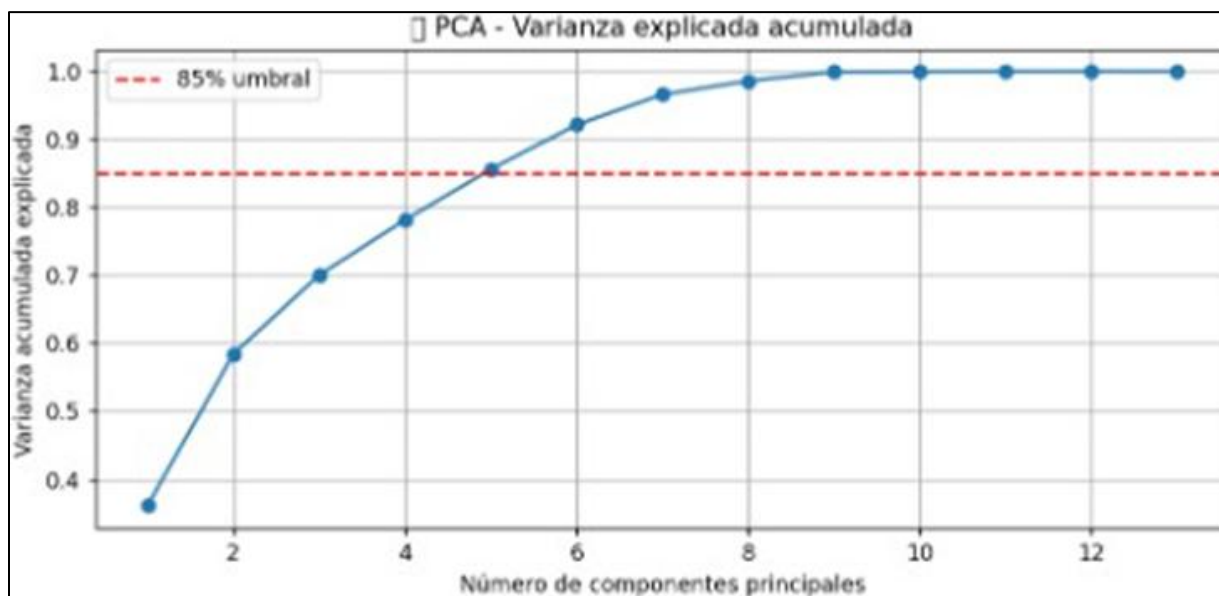
4. Riqueza de especies: Presenta correlaciones bajas o nulas con la mayoría de las variables ( $|r| < 0.1$ ), indicando que no existe una relación lineal directa entre riqueza y ninguna variable ambiental individual. Esto justifica la necesidad de técnicas multivariadas o no lineales para modelar.

5. Cobertura terrestre: Cobertura\_worldcover tiene correlación baja con todas las variables ( $|r| < 0.2$ ), lo que sugiere que su efecto es independiente y debe tratarse como variable categórica.

**Análisis de Componente Principales PCA.** Se utilizó para explorar patrones de covariación entre variables bioclimáticas y de cobertura, identificando redundancias temáticas y determinando la cantidad mínima de componentes para explicar la varianza total del sistema:

### Figura 5

#### *Varianza Explicada de Componente en PCA*



**Varianza Explicada por Componente.** El primer componente (PC1): explica el 35% de la varianza, por otro lado, los primeros cinco componentes: explican el 85% de la varianza

acumulada. Esto puede indicar que el modelo puede reducir la dimensionalidad sin perder información, utilizando 5 o 6 componentes, además existe redundancia entre las variables temáticas, en la bio01, bio05 y bio06 que son las variables térmicas y las hídricas bio12, bio13 y bio14, que son las hídricas, la riqueza presenta un comportamiento independiente lo que permite aplicar modelo como Random Forest.

### **Objetivo 3 Comparación del Desempeño de Diferentes Enfoques de Modelación Predictiva**

#### *Modelos y Métricas*

**Random Forest.** Suponiendo métricas estándar similares al uso típico en datos ecológicos categorizados:

#### **Tabla 3**

##### *Métricas para el Modelo Random Forest*

Métrica	Valor estimado (ejemplo)
Accuracy	0.72
Precision	0.71
Recall	0.70
F1 Score	0.70

El modelo logró una precisión del 70–72% en la clasificación de riqueza, mostrando que las métricas son equilibradas entre precisión y recall, lo que indica que el modelo predice bien y generaliza las clases no dominantes.

**Modelo de Ensamblado.** El modelo de ensamblado se aplicó con soft voting , el cual considera las probabilidades de cada modelo base y no solo la clase predicha, los modelos incluidos, fueron los siguientes:

- Random Forest
- Gradient Boosting
- Logistic Regression

**Tabla 4***Métricas para le Modelo de Ensemble*

Métrica	Valor obtenido
Accuracy	0.8309
Precisión	0.6996
Recall	0.8309
F1 Score	0.7596

El modelo de Ensemble tiene una accuracy del 83%, asimismo, el recall en 0.83 permite inferir que el modelo predice correctamente la mayoría de los casos verdaderos. Por otro lado, la precisión de 0.69 podría deberse a la similitud ambiental entre clases de riqueza.

Finalmente, el f1 de 0.75 representa un equilibrio aceptable entre sensibilidad y precisión

**Regresión Logística.** Las métricas obtenidas para el modelo de Regresión Logística fueron las siguientes.

**Tabla 5***Métricas de Regresión Logística*

Métrica	Valor obtenido
Accuracy	0.94
Precisión	0.43
Recall	0.13

Métrica	Valor obtenido
F1 Score	0.20

Este modelo presenta una accuracy del 94%, además las métricas de precisión, recuperación y f1 score muestran un desempeño bajo.

### ***Integración de Modelo para Escenarios de Cambio Climático***

Por el desempeño de las métricas de evaluación de los modelos, el modelo elegido es el método de ensamble, que para el presente ejercicio se aplicara para la visualización del comportamiento de la riqueza en tres escenarios de cambios climático, que muestran diferentes trayectorias de emisiones y sus implicaciones ecológicas, la obtención de los escenarios de cambio climático se hizo a partir de la descarga de datos rasterizados de worldclim, En la siguiente tabla se muestran los escenarios elegidos para la evaluación.

**Tabla 6**

### *Escenarios de Cambio Climático*

Escenario	Nombre completo	Radiative Forcing al 2100	Descripción
SSP1-2.6	Camino sostenible con bajas emisiones	~2.6 W/m <sup>2</sup>	Supone un mundo sostenible, con fuerte cooperación internacional, bajas desigualdades y transición energética rápida.
SSP2-4.5	Camino intermedio	~4.5 W/m <sup>2</sup>	Continuación de tendencias actuales, sin grandes avances ni

Escenario	Nombre completo	Radiative Forcing al 2100	Descripción
SSP			retrocesos. Es un escenario de referencia 'intermedio'.
SSP5-8.5	Desarrollo impulsado por combustibles fósiles	~8.5 W/m <sup>2</sup>	Supone crecimiento económico fuerte basado en energías fósiles, sin mitigación de emisiones. Es el escenario con mayores impactos climáticos.

La elección de los escenarios se hizo para poder establecer comparativos del comportamiento de la riqueza en un escenario optimista, uno intermedio y uno crítico, que permitiera reflejar la utilidad de los modelos de aprendizaje automático en la evaluación ambiental.

Las variables que fueron utilizadas para el análisis son las mismas variables bioclimáticas que se utilizaron con el base y de cobertura, con la finalidad de poder hacer un análisis con las que asegurara coherencia metodológica, lo que permitió mantener el análisis comparable entre escenarios, a continuación, se muestran los resultados obtenidos para cada uno de ellos.

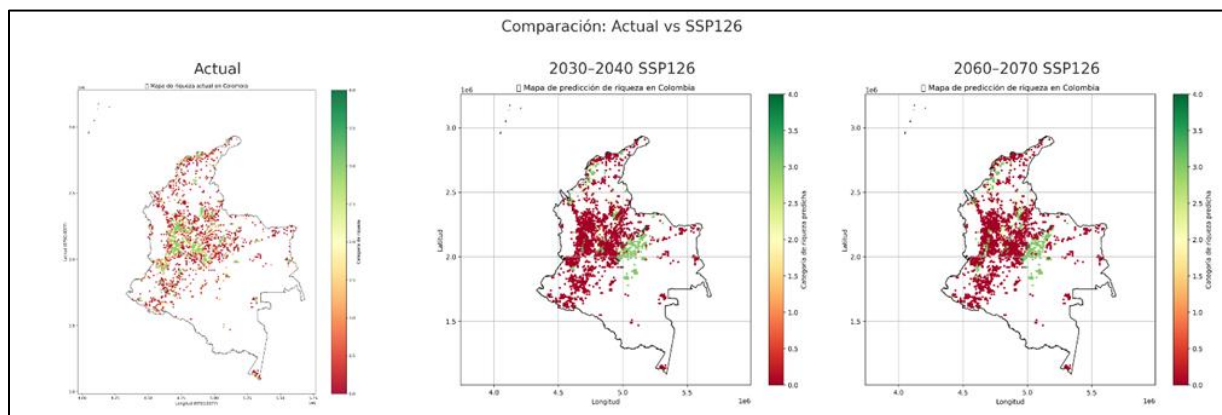
**Escenario SSP1.26.** Para la década 2030 a 2040, la riqueza disminuye, pero los núcleos del piedemonte amazónico y los Andes orientales tienen núcleos con riqueza media-alta.

La década 2060 a 2070 presenta una mayor pérdida en las áreas altas de la cordillera, hay zonas que pasan de riqueza media a baja y algunas zonas de los llanos orientales persisten en riqueza media.

Con este escenario se concluye que la implementación de medidas de mitigación global es efectiva, ya que hay varias zonas donde se conserva la biodiversidad, sin embargo, las especies que son sensibles a los cambios de temperatura en ecosistemas altoandinos empiezan a verse afectados por el ascenso térmico y la reducción de humedad

## Figura 6

### Comparación en Escenario SSP1.26



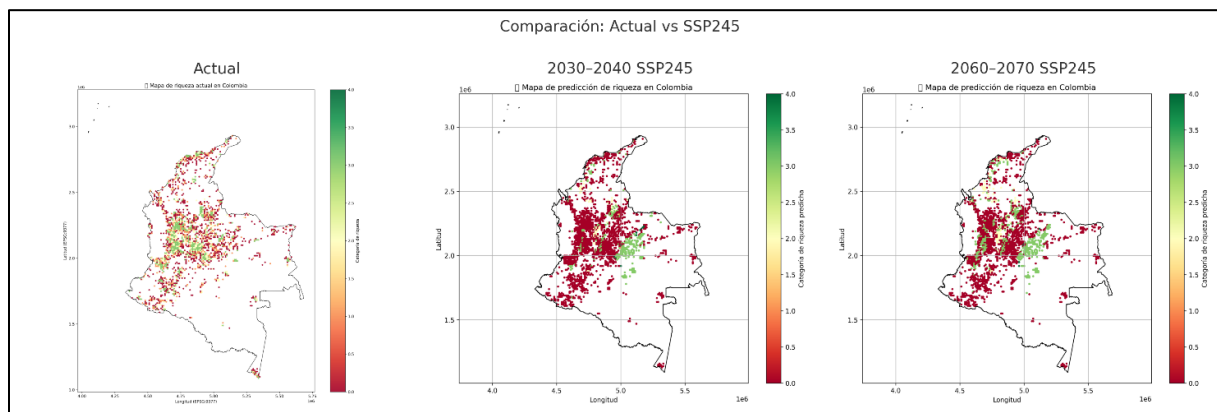
**Escenario SSP2.45.** Para la década 2030 a 2040, la riqueza se concentra en menos puntos geográficos, hay una mayor pérdida en los Andes y en el Caribe.

Por otro lado, la década de 2060 a 2070 predomina la categoría de 0 a 1, las zonas con humedad estacional marcada como los Llanos y la amazonia muestran una reducción fuerte.

Aunque es el escenario intermedio se muestra comprometida la riqueza ya que al tornarse más variable el clima con sequías extremas, lluvias irregulares y épocas de calor sostenido se afectan nichos ecológicos clave, en zonas de transición entre cordilleras y tierras bajas, el incremento de la riqueza en algunas zonas se debe también al comportamiento específico de muchas de las especies y que en algunas zonas si la cobertura no es intervenida se propician los espacios para su presencia.

## Figura 7

### Comparación en Escenario SSP2.45



**Escenario SSP5.85.** Para la década de 2030 a 2040, se pierden varias zonas de riqueza alta, aunque se conservan las zonas de piedemonte y algunas áreas amazónicas.

En el periodo de 2060 a 2070, las zonas de baja riqueza se extienden en varias zonas del país y las zonas de paramo bosque seco tropical y zonas inundables presentan alta vulnerabilidad.

El escenario pesimista genera el colapso de ecosistemas puntuales que cuando tienen cambios muy abruptos en sus variables climáticas se generan pérdidas de las especies que las habitan, esto generado por la falta de adaptación de las especies, ya que se genera pérdida de conectividad ecológica y de cobertura que son cruciales para el sostenimiento y la regulación de los ecosistemas, las zonas donde se refleja crecimiento de la biodiversidad es generada por las coberturas asociadas a esas zonas y a los patrones del clima que pueden propiciar el aumento de la riqueza en algunas partes.

## Conclusiones

El modelo de riqueza de aves por Machine Learning y método de ensamble es efectiva y replicable para la predicción de distribución espacial en Colombia, en específico para las celdas de 10\*10km con la integración de variables climáticas, topográficas y de cobertura de suelo que podría servir para tomar decisiones ambientales.

El enfoque de ensamble superó los modelos individuales, con una exactitud del 83.1% y un recall del 83.1%, lo que evidencia la capacidad de identificar áreas con alta riqueza.

La riqueza no tiene relaciones lineales directas con las variables ambientales individuales, lo cual fundamenta el uso de técnicas que no sean de parámetros, como lo pueden ser random forest, boosted Regression Trees y redes neuronales, ya que estas técnicas generan relaciones complejas que no pueden alcanzar los métodos estadísticos tradicionales.

El uso de las variables climáticas proyectadas permite el análisis de posibles cambios en los patrones de biodiversidad y establecer medidas de adaptación basadas en evidencia.

Los modelos aplicados son eficientes para regiones que tienen pocos datos, metodologías como Maxent y Random Forest operan con rastros de presencia, los de ensamble permiten mitigar sesgos de la data.

El uso de tecnología y herramientas tecnológicas es implementable bajo resoluciones como la 2182 de 2016, la política PNGIBSE y la Ley 99 de 1993 el uso de este tipo de modelos robustece los procesos de licenciamiento y evaluación ambiental para los diferentes trámites que se hacen el país.

## Recomendaciones

Adoptar los modelos de distribución de especies en procesos de licenciamiento y trámites ambientales.

Promover el uso de modelos enzimáticos como herramientas para mejorar la precisión de las predicciones en escenarios complejos o con datos limitados.

La construcción de infraestructura de datos espaciales abiertos es necesaria ya que permite el uso de modelos predictivos que se encuentran estandarizados y tienen calidad.

Se puede hacer el uso de estos modelos en otros grupos biológicos y en zonas estratégicas del país (Amazonas, Orinoquía, Chocó biogeográfico), integrando variables adicionales como amenazas antrópicas o presión sobre el hábitat,

Se recomienda integrar los modelos en estrategias de adaptación del cambio climático, ya que permite entender de forma objetiva como los cambios en el ambiente pueden afectar la riqueza de las regiones en Colombia.

### Referencias Bibliográficas

- Ain, N. U., Vaia, G., DeLone, W. H., & Waheed, M. (2019a). Two decades of research on business intelligence system adoption, utilization and success – A systematic literature review. *Decision Support Systems*, 125. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.113113>
- Barbacid, Carlos Cano. *Efectos del cambio climático sobre las aves*, s.f.
- Beery, Sara, Elijah Cole, Joseph Parker, Pietro Perona, y Kevin Winner. Species Distribution Modeling for Machine Learning Practitioners: A Review. En *ACM SIGCAS Conference on Computing and Sustainable Societies (COMPASS)*, 329-48. Virtual Event Australia: ACM, 2021. <https://doi.org/10.1145/3460112.3471966>
- Chollet Ramampiantra, Emma, Andreas Scheidegger, Jonas Wydler, y Nele Schuwirth. A Comparison of Machine Learning and Statistical Species Distribution Models: Quantifying Overfitting Supports Model Interpretation. *Ecological Modelling*, 481 (julio de 2023): 110353. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2023.110353>
- Collazos Ortiz, Adriana, y Alejandro Paz Parra. Explotación de hidrocarburos y generación de conflictos en Colombia. *Cultura Latinoamericana. Revista de estudios interculturales*, 38(2), 202-217. <https://doi.org/10.14718/culturalatinoam.2023.38.2.9>
- Cushman, S.A., K. Kilshaw, R.D. Campbell, Z. Kaszta, M. Gaywood, y D.W. Macdonald. Comparing the Performance of Global, Geographically Weighted and Ecologically Weighted Species Distribution Models for Scottish Wildcats Using GLM and Random Forest Predictive Modeling. *Ecological Modelling*, 492 (junio de 2024): 110691. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2024.110691>
- El Alaoui, Omar, y Ali Idri. Heterogeneous Ensemble Learning for Modelling Species Distribution: A Case Study of Redstarts Habitat Suitability. En *Proceedings of the 12th*

*International Conference on Data Science, Technology and Applications*, 105-14. Rome, Italy: SCITEPRESS - Science and Technology Publications, 2023.

<https://doi.org/10.5220/0012118100003541>

Estrada-Guerrero, Diana María, y Diego Soler-Tovar. *Las aves como bioindicadores de contaminación por metales pesados en humedales*, s.f.

Esteve, Ferran Pérez. *Reconocimiento de imágenes de flora y fauna*, s.f.

Gábor, Luká, Vítzslav Moudr, Vincent Lecours, Marco Malavasi, Vojtch Barták, Michal Fogl, Petra ímová, Duccio Rocchini, y Tomá Václavík. The Effect of Positional Error on Fine Scale Species Distribution Models Increases for Specialist Species. *Ecography*, 43(2), 256-69. <https://doi.org/10.1111/ecog.04687>

Guasca, Jairo Enrique Torres. *Modelo de distribución geográfica de la especie Leopardus tigrinus (VU) bajo escenarios de cambio climático en Colombia*, s.f.

Hao, Tianxiao, Jane Elith, José J. Lahoz-Monfort, y Gurutzeta Guillera-Arroita. Testing Whether Ensemble Modelling Is Advantageous for Maximising Predictive Performance of Species Distribution Models. *Ecography*, 43(4), 549-58. <https://doi.org/10.1111/ecog.04890>

Humboldt. *Biodiversidad colombiana: números para tener en cuenta*, 11 de septiembre de 2017. <https://www.humboldt.org.co/noticias/biodiversidad-colombiana-numeros-para-tener-en-cuenta>

Kaky, Emad, Victoria Nolan, Abdulaziz Alatawi, y Francis Gilbert. A Comparison between Ensemble and MaxEnt Species Distribution Modelling Approaches for Conservation: A Case Study with Egyptian Medicinal Plants. *Ecological Informatics*, 60 (noviembre de 2020): 101150. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101150>

Kalinski, Cass E. *Building Better Species Distribution Models with Machine Learning: Assessing the Role of Covariate Scale and Tuning in Maxent Models*, s.f.

Martín, B., J. González-Arias, y J. A. Vicente-Virseda. Machine Learning as a Successful Approach for Predicting Complex Spatio-Temporal Patterns in Animal Species Abundance. *Animal Biodiversity and Conservation*, 289-301.  
<https://doi.org/10.32800/abc.2021.44.0289>

Morera-Pujol, Virginia, Philip S. Mostert, Kilian J. Murphy, Tim Burkitt, Barry Coad, Barry J. McMahon, Maarten Nieuwenhuis, Kevin Morelle, Alastair I. Ward, y Simone Ciuti. Bayesian Species Distribution Models Integrate Presence-only and Presence-Absence Data to Predict Deer Distribution and Relative Abundance. *Ecography*, e06451.  
<https://doi.org/10.1111/ecog.06451>

Noguera, Elkin. *El cambio climático podría extinguir las plumas del país*. Colombia: Humboldt, 2021. <http://reporte.humboldt.org.co/biodiversidad2021/cap1102seccion1>

Olarte, Laura Valentina Grajales. *Wallace-Sibylla: Plataforma para el modelado de distribución de especies aplicando redes neuronales profundas*, 2017.

Palacios Palacios, Ismael, Gloria Yaneth Flórez Yepes, y Eric Yair Cuesta Ríos. Cambios en la comunidad de aves durante la sucesión natural, en áreas mineras auríferas abandonadas, municipio de Condoto (Chocó), Colombia. *Boletín Científico Centro de Museos Museo de Historia Natural*, 26(1), 85-98. <https://doi.org/10.17151/bccm.2022.26.1.6>

Sabat-Tomala, Anita, Edwin Raczko, y Bogdan Zagajewski. Comparison of Support Vector Machine and Random Forest Algorithms for Invasive and Expansive Species Classification Using Airborne Hyperspectral Data. *Remote Sensing*, 12(3), 516.  
<https://doi.org/10.3390/rs12030516>

Santini, Luca, Ana Benítez-López, Luigi Maiorano, Mirza Šengi, y Mark A. J. Huijbregts.

Assessing the Reliability of Species Distribution Projections in Climate Change

Research. *Diversity and Distributions*, 27(6), 1035-50. <https://doi.org/10.1111/ddi.13252>

Secretaría Técnica, Comité Especial Interinstitucional, y Comisión de Ordenamiento Territorial

COT-República de Colombia. *Política general de ordenamiento territorial*.

Departamento Nacional de Planeación, 2021.

[https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Desarrollo%20Territorial/Anexo%201%20-](https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Desarrollo%20Territorial/Anexo%201%20-%20Diagn%C3%B3stico%20Territorial%20y%20Priorizaci%C3%B3n%20PGOT.pdf)

[%20Diagn%C3%B3stico%20Territorial%20y%20Priorizaci%C3%B3n%20PGOT.pdf](https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Desarrollo%20Territorial/Anexo%201%20-%20Diagn%C3%B3stico%20Territorial%20y%20Priorizaci%C3%B3n%20PGOT.pdf)

Suing-Albito, Genoveva, y Luis Barba-Guaman. *Identificación y conteo automático de animales*,

s.f.

Universidad Santo Tomás, Ginna N. Angarita, Lida M. Gomez, y Universidad Santo Tomás

Colombia. La minería y su impacto económico y ambiental: desarrollo de los pasivos

ambientales mineros en Colombia. *Espacios*, 44(02), 16-29.

<https://doi.org/10.48082/espacios-a23v44n02p02>

Universitat Politcnica De Valncia, Editorial. Universitat Politcnica de Valncia. *Ingeniería del*

*agua*, 18(1), ix. <https://doi.org/10.4995/ia.2014.3293>

Universitat Politcnica de Valncia. *Ingeniería del agua*, 18(1), ix.

<https://doi.org/10.4995/ia.2014.3293>

Valavi, Roozbeh, Gurutzeta Guillera-Arroita, José J. Lahoz-Monfort, y Jane Elith. Predictive

Performance of Presence-only Species Distribution Models: A Benchmark Study with

Reproducible Code. *Ecological Monographs*, 92(1), e01486.

<https://doi.org/10.1002/ecm.1486>

- Vignali, Sergio, Arnaud G. Barras, Raphaël Arlettaz, y Veronika Braunisch. SDMtune: An R Package to Tune and Evaluate Species Distribution Models. *Ecology and Evolution*, 10(20), 11488-506. <https://doi.org/10.1002/ece3.6786>
- WWF. *¿Por qué Colombia es el país de las aves?* Colombia: WWF, 23 de mayo de 2022. <https://www.wwf.org.co/?376931/Por-que-Colombia-es-el-pais-de-las-aves>
- Yu, Hao, Arthur R. Cooper, y Dana M. Infante. Improving Species Distribution Model Predictive Accuracy Using Species Abundance: Application with Boosted Regression Trees. *Ecological Modelling*, 432 (septiembre de 2020): 109202. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2020.109202>
- Zárate, Ruth, Claudia L. Vélez, y José A. Caballero. *La industria extractiva en América Latina, su incidencia y los conflictos socioambientales derivados del sector minero e hidrocarburos*, s.f.