

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA

UNIDAD XOCHIMILCO

DIVISIÓN DE CIENCIAS BIOLÓGICAS Y DE LA SALUD
DEPARTAMENTO EL HOMBRE Y SU AMBIENTE
LICENCIATURA EN BIOLOGÍA

REPORTE FINAL PARA EL SERVICIO SOCIAL POR INVESTIGACIÓN

COMPORTAMIENTO VOCAL Y PATRONES DE ACTIVIDAD VOCAL DEL TAPACAMINOS CUERPORRUÍN MEXICANO (*A. ARIZONAE*) EN OAXACA

QUE PRESENTA LA ALUMNA
María Elena Rodríguez Murillo

MATRÍCULA
2192032074

ASESORES



M. en C. Alejandro Meléndez Herrada, Asesor Interno
Departamento El Hombre y su Ambiente
UAM-Xochimilco
19785



Dr. José Roberto Sosa López, Asesor Externo
Laboratorio de Bioacústica y Ecología del Comportamiento
CIIDIR Unidad Oaxaca, Instituto Politécnico Nacional
5461985

Resumen

El sonido es un componente fundamental en la comunicación de las aves, mediando comportamientos clave como la defensa territorial y la atracción de pareja. Sin embargo, el comportamiento vocal de muchas especies, particularmente aquellas nocturnas y elusivas de regiones tropicales, permanece poco documentado, representando un vacío crítico en la bioacústica neotropical. Este estudio caracteriza la actividad vocal del tapacaminos cuerporryú mexicano (*Antrostomus arizonae*), una especie nocturna escasamente estudiada. Mediante un monitoreo acústico pasivo (MAP) en San Pablo Etla, Oaxaca, obtuvimos 290 horas de grabaciones de seis individuos a lo largo de tres meses. Este análisis se centró en cuantificar y comparar los patrones de actividad vocal tanto a nivel individual como poblacional. Para lograr el objetivo, primero desarrollé un modelo de reconocimiento semiautomático basado en redes neuronales profundas con BirdNET con el fin de detectar todas las vocalizaciones presentes en las 290 horas de grabación. El cual demostró un rendimiento significativo (precisión = 0.96, recuperación = 0.88, puntaje F1 = 0.91). Los análisis de actividad vocal muestran que esta especie vocaliza con un patrón bimodal con picos pronunciados durante el crepúsculo (amanecer y anochecer) y una disminución progresiva a lo largo de la estación reproductiva (abril-junio), indicando una fuerte modulación por el ciclo biológico. Adicionalmente, el análisis de los parámetros acústicos de las vocalizaciones aportó evidencia preliminar sobre la existencia de rasgos individuales, lo que indica un potencial para el reconocimiento entre individuos, aunque se requiere mayor investigación para aceptar esta hipótesis. Esta investigación constituye la primera caracterización detallada de la bioacústica de *A. arizonae*, proporcionando información ecológica crucial y sentando las bases para futuros estudios en comunicación. Además, este estudio resalta la importancia y beneficios de la combinación de monitoreo acústico pasivo e inteligencia artificial como una herramienta vital para la conservación, al permitir estimaciones poblacionales no invasivas de esta especie elusiva.

Palabras clave: *Monitoreo Acústico Pasivo, Redes Neuronales Convolucionales, BirdNET Bioacústica, Comportamiento Vocal.*

1. Introducción

Las aves han evolucionado y se han diversificado en casi todas las regiones del planeta, adaptándose a una amplia gama de condiciones ambientales, desde bosques tropicales hasta ecosistemas polares (Navarro-Sigüenza et al., 2014). Su increíble diversidad, colores, comportamientos y cantos complejos han capturado la atención humana durante siglos. Entre las diversas formas de comunicación, el sonido tiene una función fundamental en las aves. En ciertos contextos, este medio ofrece ventajas sobre las señales visuales y químicas, especialmente cuando se requiere comunicación a larga distancia (Catchpole & Slater, 2008). Además, la comunicación acústica de las aves ha sido moldeada a lo largo de su historia evolutiva por factores filogenéticos, pero también por presiones sexuales, ecológicas, e incluso sociales. Diversas hipótesis han sido propuestas para explicar cómo estos factores influyen en el comportamiento vocal de las especies y en la variabilidad acústica observada (Podos & Warren, 2007; Sagar et al., 2024).

El contexto en el que las aves emiten sus vocalizaciones proporciona información clave sobre la función de su canto, y la investigación en bioacústica ha permitido importantes avances en la comprensión de estos procesos. Se sabe que las aves canoras (Passeriformes), los pericos (Psittaciformes) y los colibríes (Apodiformes) tienen la capacidad de aprender sus cantos, mientras que otros grupos de aves, adquieren sus vocalizaciones de forma innata. Sin embargo, aún se desconoce en qué medida el modo de adquisición vocal influye en las características de la vocalización, y la información sobre otros órdenes sigue siendo escasa, como es el caso de los tapacaminos (Caprimulgiformes).

Para comprender mejor esta comunicación acústica, es necesario analizar las propiedades estructurales de las vocalizaciones, como se propone en este estudio. Medir las características de las vocalizaciones permite no solo identificar a las especies, sino también diferenciar individuos dentro de una población (Morán-Titla & González, 2022). No obstante, las señales acústicas pueden superponerse con las de otros individuos, generando interferencia acústica (o enmarascamiento). Las aves han desarrollado estrategias para minimizar este traslape, modificando su comportamiento: eligiendo horarios específicos para vocalizar, ocupando espacios diferentes o variando la frecuencia de sus cantos (Hart et al., 2020; Morán-Titla & González, 2022). Los cantos de las aves cumplen funciones esenciales para su supervivencia, desde la defensa del territorio hasta la atracción de pareja, y son moldeados por múltiples factores ambientales y sociales. Comprender estos comportamientos a nivel individual, poblacional y de comunidad es crucial para el desarrollo de estrategias de conservación efectivas.

2. Planteamiento del problema y justificación

Las aves desempeñan una función clave en los ecosistemas al dispersar semillas, polinizar y regular poblaciones, además de ser bioindicadores ambientales (Berlanga et al., 2010). Sin embargo, su conservación está amenazada por la fragmentación del hábitat y el cambio de uso de suelo. México alberga 1,124 especies de aves, y Oaxaca es el estado con mayor diversidad, con 736 especies (Navarro-Sigüenza et al., 2014). Aún con esta riqueza, el conocimiento local sigue siendo escaso (Suárez-García, 2021).

El monitoreo acústico pasivo (MAP) es una técnica no invasiva y eficaz para estudiar fauna silvestre, especialmente en áreas de difícil acceso (Pérez-Granados et al., 2019; Hutschenreiter et al., 2024). Esta técnica ha sido ampliamente utilizada para estimar biodiversidad y estudiar patrones de actividad (Gómez et al., 2018; Pérez-Granados & Traba, 2021). Sin embargo, las perturbaciones ambientales pueden afectar la conducta vocal de las especies. Recientemente se han encontrado cambios en las vocalizaciones de *Tyrannus melancholicus* que están directamente relacionados con el ruido antrópico asociado al gradiente de urbanización. El aumento de la frecuencia máxima es una estrategia que utiliza la especie para evitar el enmascaramiento de sus vocalizaciones por el ruido de baja frecuencia típico de sitios urbanizados. También se detectó un cambio en las frecuencias mínimas, aunque este cambio no se asoció directamente al ruido, sino a un aumento en los encuentros agresivos entre individuos en las zonas urbanas, debido a la mayor densidad poblacional (Setina Liz y Colorado, 2025).

En un estudio donde se investigó cómo el ruido extremo del tráfico aéreo modifica el comportamiento vocal de las aves locales cercanas al aeropuerto de Berlín-Tegel en Alemania. Los autores encontraron que el ruido de los aviones obliga a ciertas especies de aves a adelantar su horario natural del coro del amanecer, para aprovechar el breve periodo de calma. Con el objetivo de asegurar que sus cantos no fueran opacados por el ruido extremo de los aviones. Además, encontraron que las mismas especies revirtieron su comportamiento después del cierre del aeropuerto (De Framond & Brumm, 2022). Por lo tanto, comprender la conducta vocal de especies con requerimientos ecológicos específicos, como el Tapacaminos Cuerporruín Mexicano (*Antrastomus arizonae*) constituye una herramienta fundamental para evaluar los efectos del cambio ambiental y, en consecuencia, diseñar estrategias de conservación efectivas (Gómez et al., 2018; Hutschenreiter et al., 2024).

Esta investigación busca reducir la brecha de conocimiento existente mediante el análisis de la identidad y la actividad vocal del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano. El primer objetivo es generar un modelo de reconocimiento usando redes neuronales artificiales profundas para identificar vocalizaciones de esta especie. El segundo objetivo es evaluar el patrón de la actividad vocal diaria. Finalmente, el tercer objetivo es examinar si a través de los cantos se pueden distinguir entre individuos. Para ello, se diseñó un programa de MAP usando

unidades de grabación autónomas (UGA). Se describió la actividad vocal a lo largo del día y temporada de seis tapacaminos, posteriormente, se analizó si los cantos son indiferentes entre individuos. Este estudio proporciona información clave sobre esta especie en los Valles Centrales de Oaxaca.

3. Objetivo general

Describir la conducta vocal del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano (*Antrastomus arizonae*) con el fin de comprender su comportamiento acústico a nivel individual y poblacional.

4. Objetivos específicos

- a) Generar un modelo de reconocimiento usando redes neuronales artificiales profundas con BirdNET para identificar vocalizaciones del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano.
- b) Analizar la actividad diaria vocal del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano a nivel individual y poblacional.
- c) Caracterizar el canto del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano con la finalidad de conocer si se puede distinguir entre individuos.

5. Antecedentes

a) El comportamiento vocal de las aves

Las vocalizaciones de las aves son señales clave en la comunicación animal y han sido ampliamente estudiadas debido a su diversidad y complejidad entre los taxones (Schaaf et al., 2023). Las vocalizaciones cumplen funciones esenciales incluyendo la identificación individual, la defensa territorial y la atracción de pareja (Catchpole & Slater, 2008; Quiroz-Oliva & Sosa-López, 2022). La mayoría de las aves emiten algún tipo de vocalización para comunicarse, los cuales incluyen llamadas, cantos o duetos. Sin embargo, no todas las especies tienen la capacidad de cantar. Dentro del grupo de aves que sí lo hacen, algunas producen cantos simples, mientras que otras pueden modificar sus vocalizaciones y generar cantos más complejos. Las llamadas “aves canoras” (Passeriformes) han sido ampliamente estudiadas, ya que para ellas la comunicación acústica es fundamental y muchas de las especies de este orden destacan por sus cantos complejos. No obstante, el canto no es exclusivo de este grupo (Gordillo Martínez et al., 2013).

El comportamiento vocal se analiza en distintos niveles de organización, desde unidades sencillas como son notas y sílabas (Catchpole & Slater, 2008), hasta niveles más complejos como los cantos, repertorios de cantos,

compartición de cantos y patrones de variación diurna o estacional de la actividad vocal (Valderrama et al., 2008; Benítez Saldívar & Massoni, 2018). Para clasificar el comportamiento vocal se han propuesto las siguientes definiciones: (1) notas o elementos, representados como trazos continuos en un espectrograma; (2) sílabas, unidades básicas de las canciones, formada por una o varias notas que generalmente están agrupadas; y (3) canciones, vocalización larga y compleja, conformada por secuencias de sílabas repetidas sin espacios mayores a un segundo entre ellas (Catchpole & Slater, 2008; Sosa-López & Mennill, 2014a; Benítez Saldívar & Massoni, 2018).

La descripción del comportamiento vocal de las aves tiene múltiples aplicaciones, como la delimitación de especies, ya que en muchas especies, las diferencias en sus vocalizaciones reflejan la divergencia genética entre poblaciones (Toews & Irwin, 2008). Además, es esencial ya que permite comprender la ontogenia, la evolución y la función de estas señales (Benítez Saldívar & Massoni, 2018). El desarrollo de descripciones precisas permite comprender la evolución de los comportamientos acústicos (Rodríguez-Fuentes et al., 2022), es fundamental contar con dichas descripciones puesto que son la base para formular hipótesis ecológicas y evolutivas sobre la variabilidad en la comunicación de las aves.

b) Descripción del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano

El Tapacaminos Cuerporruín Mexicano habita cañones boscosos y bosques húmedos a semiáridos de pino y pino-encino, desde el sureste de Estados Unidos hasta Honduras (Cornell Lab of Ornithology, s. f.). Su plumaje críptico, en tonos marrón, beige, negro, gris y canela, le permite camuflarse durante el día entre el follaje; mientras que sus hábitos alimenticios los lleva a cabo al amanecer y atardecer, cazando insectos voladores a baja altura (Chesser et al., 2011). La iluminación es clave, ya que el tiempo que destina a cazar depende de la luz lunar y la disponibilidad de insectos (Mills, 1986). Debido a su comportamiento nocturno y discreto, se conoce poco sobre su historia de vida, y gran parte de la información disponible proviene de estudios sobre su especie hermana, el Tapacaminos Cuerporruín Norteño (*Antrostomus vociferus*). De hecho, fue hasta 2010 en que el Tapacaminos Cuerporruín Mexicano se reconoció como una especie distinta (Cink et al., 2020).

Se conoce poco sobre su conducta vocal, su canto es similar al del Tapacaminos Cuerporruín Norteño, pero con notas más graves y de menor energía, se sabe que dura 0.5 s en promedio con intervalos de 0.8 s entre cantos (Sibley, 2014). También emite una llamada de una sola nota (*Quirt*) que realiza como llamada de contacto entre pareja o en señal de leve alarma. Asimismo, emite un gruñido ante amenazas, aunque aún faltan estudios que describan a detalle estas vocalizaciones. Su actividad vocal es más intensa al atardecer y antes del amanecer, con cantos esporádicos durante la noche en época reproductiva (Cink et al., 2020).

Aún no se cuenta con información sobre el estado de conservación del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano. De acuerdo con la IUCN, el tapacaminos se encuentra en la categoría Least Concern (LC) evaluado en el 2020 (BirdLife International, 2020). Partners in Flight (PIF) le otorga 14 de 20 puntos en la Puntuación de Preocupación Continental, clasificándolo en la Lista Amarilla de Vigilancia (Partners in Flight, 2024). Sin embargo, se ha documentado el declive de aves insectívoras en diversas áreas de Norteamérica, como el Tapacaminos Norteño, y se cree que factores como la reducción de presas, la pérdida de hábitat, la contaminación, el cambio climático y el cambio de uso de suelo en las rutas migratorias podrían afectar también al Tapacaminos Cuerporruín Mexicano. Desde 1970, varias especies de tapacaminos han mostrado disminuciones poblacionales, por lo que esta especie podría estar en riesgo, aunque aún faltan datos para confirmarlo (Spiller & Dettmers, 2019).

c) El monitoreo acústico pasivo (MAP) como herramienta para estudiar el comportamiento vocal

El MAP es una herramienta que permite conocer la diversidad y el comportamiento vocal de diferentes grupos biológicos, siendo cada vez más eficaz en el estudio de aves (Hutschenreiter et al., 2024). El uso de UGA permite capturar información acústica que puede ser utilizada para diferentes fines de investigación (Sugai et al., 2019).

Algunos estudios han explorado el comportamiento vocal de los tapacaminos y otras aves, destacando factores que influyen en su actividad vocal y variabilidad. Reino et al. (2015) y Pérez-Granados et al. (2022) encontraron que la luz lunar influye en la vocalización de distintas especies de tapacaminos, con mayor actividad durante las noches de luna llena. Schaaf et al. (2021) documentaron que el Tapacaminos Colorado (*Anthus rufus*) presenta picos de actividad vocal a la medianoche y al amanecer, principalmente en la temporada reproductiva. Otros estudios han analizado patrones diarios y estacionales de vocalización en diversas aves, como el Gorrión Sabanero (*Passerculus sandwichensis*) y el Saltapared de Cozumel (*Troglodytes aedon beani*), donde resaltan la importancia del canto en la comunicación individual y territorial (Sosa-López & Mennill, 2014; Moran et al., 2019). Sin embargo, hasta el momento no se ha realizado una descripción formal del canto del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano, por lo que este estudio representa la primera caracterización de su identidad vocal y actividad diaria. Esto permitirá comprender mejor su comportamiento acústico y sentar las bases para futuros estudios sobre la comunicación en esta especie.

6. Materiales y métodos

a) Área de estudio

El área de estudio se encuentra en el municipio de San Pablo Etla, Oaxaca, México (17°10'33." N, 96°43'14." W; Figura 1A), en la región de los Valles Centrales, dentro del distrito de Etla. Se localiza en la parte central del estado y forma parte de la Cordillera Norte o Sierra de San Felipe, la cual rodea la ciudad de Oaxaca (Padilla Gómez, 2007). A su vez, esta sierra pertenece a la Sierra Madre Oriental. San Pablo Etla, abarca una superficie de 4,018.24 hectáreas, la altitud en la zona varía entre los 1,500 y 3,200 msnm.

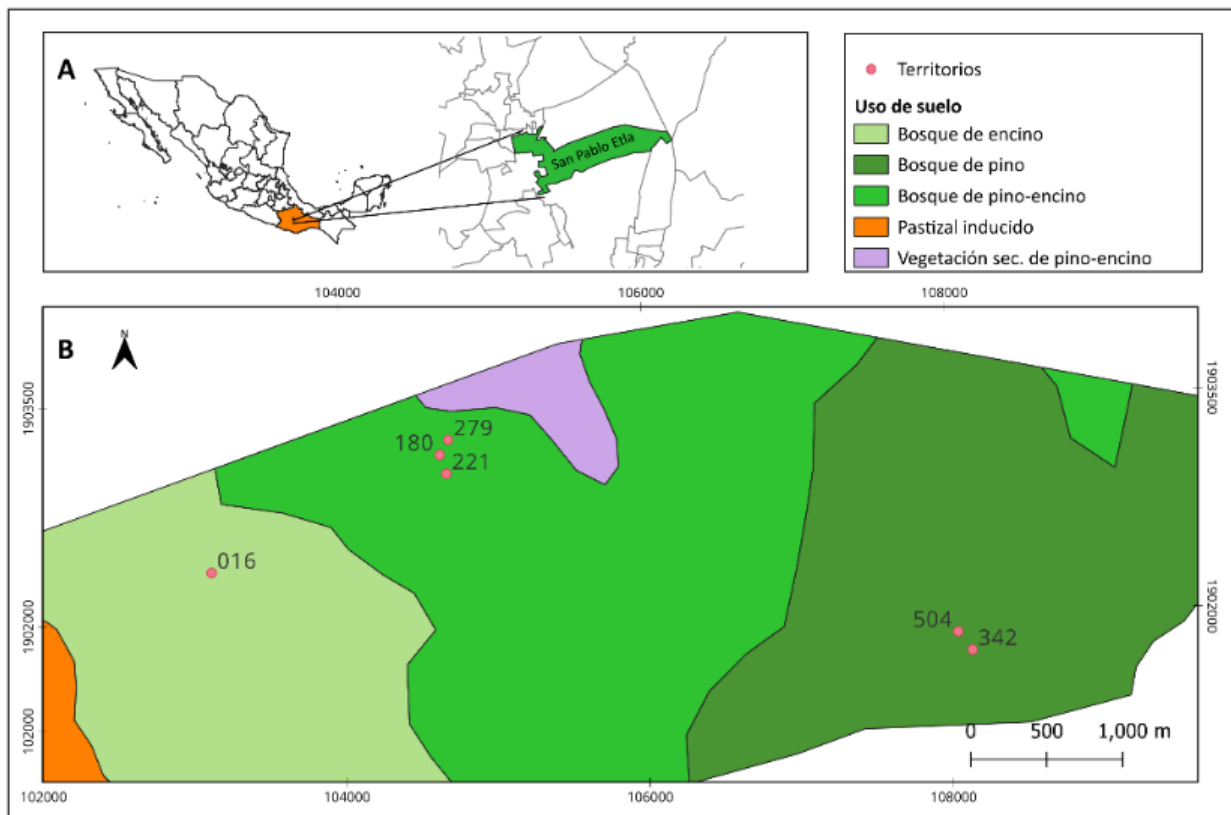


Figura 1. Mapa del área de estudio. (A) Ubicación del municipio de San Pablo Etla, Oaxaca; (B) Ubicación de las seis UGA montadas en cada territorio con la distribución del tipo de uso de suelo del municipio.

Según el sistema de clasificación climática de Köppen modificado por García (2004), en el municipio se presentan cuatro tipos de clima: (A)C(wo) Semicálido subhúmedo del grupo C; C(wo) Templado subhúmedo; C(w1) Templado subhúmedo y Cb'(w2) Semifrío subhúmedo con verano fresco largo (SEDATU, 2014). La vegetación de la región incluye bosque tropical caducifolio, bosque de pino-encino, bosque de encino-pino, bosque de encino y bosque mesófilo de montaña (Padilla Gómez, 2007). De acuerdo con SEDATU (2014) la distribución del tipo de vegetación y el uso de suelo en el municipio es la siguiente: agricultura de temporal, pastizal inducido (11.71 km²), bosque de pino (7.8 km²), bosque de pino-encino (6.26 km²), bosque de encino (5.58 km²) y agricultura de riego (1.79 km²).

b) Monitoreo acústico pasivo (MAP)

Este monitoreo acústico forma parte del proyecto de investigación sobre bioacústica de aves rurales y urbanas en los Valles Centrales de Oaxaca, desarrollado por el Laboratorio de Bioacústica y Ecología del Comportamiento (LABEC), perteneciente al CIIDIR, Unidad Oaxaca. Durante el MAP se registraron las vocalizaciones de seis individuos de la especie Tapacaminos Cuerporruín Mexicano utilizando seis UGA (Song Meter SM4, Wildlife Acoustics Inc.), equipadas con dos micrófonos omnidireccionales. Estas unidades operaron a lo largo de tres meses, en los siguientes periodos: del 15 al 30 de abril, del 1 al 30 de mayo y del 5 al 14 de junio de 2024, capturando todas las vocalizaciones emitidas por los individuos focales.

Antes de instalar las grabadoras fue necesario conocer el centro del territorio de cada individuo, para ello previamente se colocaron radiotransmisores en cada individuo (Lotek modelo Nanopin), así se identificó la ubicación e identidad de las aves monitoreadas. Posteriormente, las UGA se instalaron sobre una percha natural (árbol o arbusto) en el centro del territorio de cada individuo. Cada UGA se configuró para grabar continuamente en dos periodos del día; en el periodo del amanecer, entre las 00:00 y las 7:00 (duración 7 horas) y el periodo del atardecer, entre las 18:00 y las 00:00 (duración 6 horas). En el intervalo entre estos dos periodos, es decir, entre las 7:00 y las 18:00, solo grabaron un periodo de 2 minutos cada hora. Además, debido a fallas técnicas, el número de grabaciones variaron entre meses y sitios.

Una de las principales dificultades del monitoreo acústico pasivo es distinguir entre los cantos de los individuos focales y los no focales. Sin embargo, el análisis de las grabaciones a través de los espectrogramas facilita esta identificación, ya que al tener un comportamiento territorial, las vocalizaciones de los Tapacaminos Cuerporruín Mexicano focales se registran con mayor amplitud al estar más cerca de la UGA, lo que permite diferenciarlas con mayor precisión (Quiroz-Oliva & Sosa-López, 2022). Además, en caso de que las vocalizaciones del individuo focal coincidan temporalmente con las de otros individuos no focales, se esperó que la superposición de los cantos facilite su distinción. Las grabaciones se almacenarán en formato WAV de 16 bits, con una frecuencia de muestreo de 24 kHz.

c) Modelo de reconocimiento de señales acústicas usando redes neuronales artificiales profundas con BirdNET

Se desarrolló un modelo semiautomático personalizado para la detección de vocalizaciones del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano (*A. arizonae*), utilizando el software BirdNET-Analyzer versión 2.4 (Kahl et al., 2021). Este software contiene un algoritmo basado en redes neuronales convolucionales profundas y es ampliamente

empleado para el reconocimiento de sonidos de fauna silvestre (Pérez-Granados, 2023). Actualmente, BirdNET es capaz de identificar más de 6,500 especies de aves a nivel mundial.

Previo a la creación del modelo de detección se generaron las anotaciones. Esta tarea implica etiquetar sistemáticamente las vocalizaciones de interés dentro de una grabación, delimitando con precisión un sonido en el tiempo y la frecuencia en el espectrograma. El proceso para la creación y validación del modelo de detección de vocalizaciones de *A. arizonae* se estructuró en las siguientes etapas (Fig. 2; las definiciones de los terminos se encuentran en la Tabla 1):

1. Preparación del conjunto de datos:

- a) **Anotaciones de la especie objetivo:** Los cantos de *A. arizonae* fueron identificados y anotados utilizando los cursores de tiempo y frecuencia en el software Syrinx-PC versión 2.4o (J. Burt, Seattle, WA, USA. Estas anotaciones son el conjunto de datos para entrenar cada modelo.
- b) **Anotaciones del ruido:** Las anotaciones del ruido ambiental se generaron utilizando Raven Pro 1.6. Estas se distribuyeron de forma aleatoria a lo largo de las grabaciones para asegurar una muestra representativa de las condiciones acústicas del periodo de muestreo. Estas anotaciones conforman el conjunto de datos de entrenamiento con el cuál el modelo identifica el ruido ambiental.
- c) **Organización:** Finalmente, las anotaciones se organizaron en dos directorios principales respectivos a cada modelo y entrenamiento: “AA”, conteniendo los cantos de la especie objetivo, y “NOISE”, con las anotaciones de ruido ambiental.

2. **Entrenamiento del modelo:** El entrenamiento de los modelos se llevó a cabo utilizando la interfaz gráfica de BirdNET-Analyzer v2.4 (Kahl et al., 2021). Para optimizar el rendimiento, se empleó la función de autoajuste de la plataforma para encontrar los mejores hiperparámetros. Esta configuración se mantuvo consistente a través de las diferentes versiones de entrenamiento para garantizar la comparabilidad. Se generaron dos modelos independientes, los cuales se generaron con: Modelo 1: 404 muestras cantos y 4641 segmentos de ruido; y Modelo 2: 600 muestras cantos y 461 segmentos de ruido. De los cuales, se eligió el Modelo 2 y se mejoró siguiendo los pasos 2 y 3, explicados a continuación. De esta manera se obtuvieron cuatro modelos (Modelo 2.1; Modelo 2.2; Modelo 2.3 y Modelo 2.4).

3. **Revisión iterativa y refinamiento del modelo:** Cada modelo entrenado fue sometido a un proceso de revisión cíclico para evaluar su desempeño y refinar el conjunto de datos.

- 3.1. Evaluación preliminar:** El modelo se ejecutó sobre un conjunto de audios de prueba, los cuales no eran los mismos que se usaron para generar el modelo, y se evaluó el rendimiento. En esta etapa se selecciona una submuestra aleatoria de 100, 150 o 200 segmentos (dependiendo de la versión) con un puntaje de confianza > 0.2 , manteniendo siempre una representación proporcional de cada individuo monitoreado.
- 3.2. Clasificación manual:** Las submuestras se revisaron visualmente (en el espectrograma) y auditivamente, y se clasificaron como verdaderos positivos o falso positivo.
- 3.3. Análisis de rendimiento:** Al finalizar la revisión, el software genera una curva de regresión que relaciona el puntaje de confianza con la tasa de verdaderos positivos, permitiendo una evaluación visual del desempeño de cada versión del modelo.
- 4. Realimentación para el nuevo modelo:** Si el número de falsos positivos de la nueva versión fue menor al de la versión anterior, se generó un nuevo modelo (pasos 2 y 3). Los segmentos clasificados como verdaderos positivos y falso positivo se utilizaron selectivamente para realimentar y enriquecer el conjunto de datos de entrenamiento en las versiones subsecuentes, mejorando así la precisión del modelo de forma iterativa. Los verdaderos positivos se añadieron a los cantos usados para el entrenamiento del modelo anterior, mientras que los falsos positivos se incluyeron en la siguiente versión como ruido. El número de verdaderos positivos y falso positivo (ruido) que se incluyeron en la siguiente versión dependiendo del criterio del experto.
- 5. Selección y ejecución del modelo óptimo:** Basándose en las curvas de rendimiento obtenidas durante la fase iterativa, se seleccionó el modelo con el mejor desempeño, en este caso fue el Modelo 2.2. Este modelo final se aplicó sobre la totalidad de la base de datos (290 horas de audio) con un umbral de confianza inicial de 0.1 para asegurar una alta sensibilidad en la captura de detecciones y posteriormente filtrarse de acuerdo con el umbral de confianza que se eligió.
- 6. Validación del modelo:** El modelo seleccionado fue posteriormente validado de manera manual. Para este análisis se realizó una comparación entre las detecciones (predicciones) del algoritmo y las anotaciones manuales realizadas por un observador(a). Para realizar las anotaciones, se usaron los cursores de tiempo y frecuencia en Raven-Pro versión 1.6 para resaltar cada canto de cada ave (siguiendo el método propuesto en Sosa-López y Mennill 2014). Se anotaron manualmente un total de 30 horas de grabación correspondientes a 5 horas por individuo. El número de horas anotadas manualmente correspondieron al 11% de grabaciones totales analizadas con BirdNET. Usando las anotaciones manuales como referencia, clasificamos las detecciones generadas por BirdNET en cuatro categorías (Tabla 2): verdaderos positivos (TP), falsos positivos (FP), falsos negativos (FN), y verdaderos negativos (TN) (las definiciones de términos se encuentran en la Tabla

1). Con base en estas clasificaciones se calcularon métricas de rendimiento, incluyendo la recuperación, precisión, puntaje F1, exactitud y el área bajo la curva ROC (Pérez-Granados et al., 2023; Pérez-Granados et al., 2025).

7. Selección del umbral de confianza óptimo: Para determinar el punto de operación más adecuado del modelo, se evaluó su rendimiento a través de diez umbrales de confianza distintos (de 0.1 a 0.9, más 0.99). Se calcularon las métricas de recuperación, precisión, F1-score y exactitud para cada uno. Este análisis permitió seleccionar el umbral adecuado para filtrar los resultados de las detecciones con base en el objetivo de investigación.

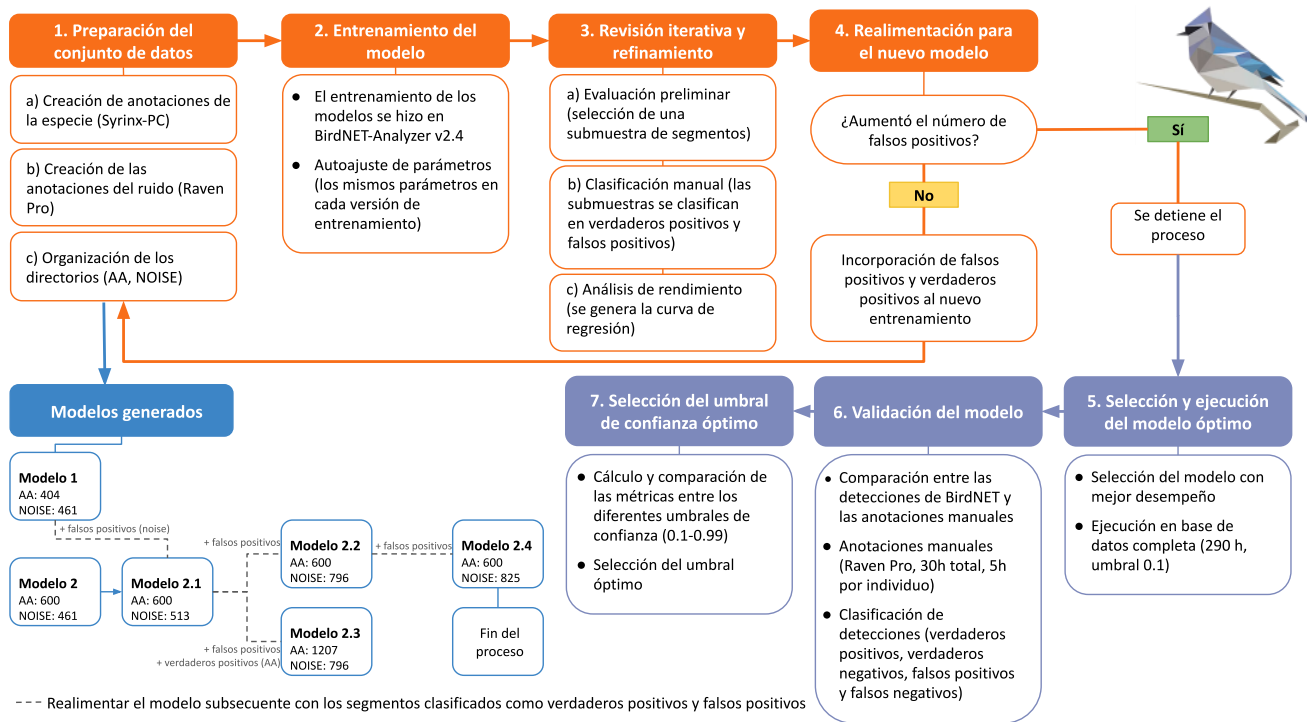


Figura 2. Flujo de trabajo para el desarrollo del modelo de detección.

Tabla 1. Definiciones de las métricas terminos empleados por BirdNET y en el análisis de validación.

Anotación: Es el proceso de etiquetar de forma sistemática un evento acústico de interés dentro de una grabación. Consiste en delimitar con precisión un sonido en el tiempo y la frecuencia, generalmente sobre un espectrograma.

Área bajo la curva ROC (AUROC): Representa el área bajo la curva que relaciona la tasa de verdaderos positivos (sensibilidad) y la tasa de falsos positivos (1 - especificidad) a lo largo de distintos umbrales. Evalúa la capacidad general del modelo para diferenciar entre presencia y ausencia de vocalizaciones, sin depender de un valor de umbral específico. **Escala:** De 0 a 1. **Valor alto:** El modelo distingue muy bien entre presencia y ausencia de las vocalizaciones. **Valor medio:** El modelo no distingue mejor que el azar. **Valor bajo:** El modelo confunde las clases peor que el azar.

Exactitud (Accuracy): La proporción total de predicciones correctas (tanto positivas como negativas) sobre el total. **Escala:** De 0 a 1 (0% a 100%). **Valor alto:** La mayoría de las clasificaciones (de presencia y ausencia) son correctas. **Valor bajo:** El modelo se equivoca con frecuencia al clasificar los segmentos de audio. **Fórmula:** $(VP + VN) / (VP + VN + FP + FN)$.

Falso Negativo (FN): Cuando el observador(a) identificó una vocalización y el modelo no la identificó.

Recuperación (Recall rate): La capacidad de BirdNET para encontrar todas las vocalizaciones reales de una especie. De todos los cantos reales de *A. arizonae* en la grabación, ¿cuántos logró detectar BirdNET? **Escala:** De 0 a 1 (0% a 100%). **Valor alto:** El modelo encuentra la mayoría de los cantos reales. Hay pocos *Falsos Negativos* (cantos reales que el modelo no pudo detectar). **Valor bajo:** El modelo no detecta una gran cantidad de cantos reales. Hay muchos *Falsos Negativos*, subestimando la actividad vocal. **Fórmula:** $VP / (VP + FN)$.

Umbral de Confianza (Confidence Threshold): El valor mínimo del puntaje de confianza para aceptar una detección. **Escala:** De 0.1 a 1. **Valor alto:** Reducen *Falsos Positivos* y aumenta la *Precisión*. **Valor bajo:** Incrementan la *Recuperación*, pero pueden introducir mayor ruido en los datos.

Falso Positivo (FP): Cuando el observador(a) no identificó una vocalización y el modelo sí la identificó.

Precisión (Precision rate): La confiabilidad de las detecciones positivas hechas por BirdNET. De todos los cantos que BirdNET marcó como *A. arizonae*, ¿cuántos lo eran realmente? **Escala:** De 0 a 1 (0% a 100%). **Valor alto:** Las detecciones son muy fiables. Hay pocos *Falsos Positivos* (sonidos de otras especies o ruido identificados erróneamente como el ave objetivo). **Valor bajo:** Las detecciones son poco fiables. Hay muchos *Falsos Positivos*. Existen muchas identificaciones incorrectas. **Fórmula:** $VP / (VP + FP)$.

Puntaje de confianza (Confidence Score): BirdNET asigna a cada segmento de 3 segundos este puntaje que se refiere a la probabilidad de pertenencia a la clase entrenada, en este caso, un canto de *A. arizonae*. **Escala:** De 0.01 a 1. **Valor alto:** Alta certeza de que la detección del modelo sea una vocalización de *A. arizonae*. **Valor bajo:** Baja certeza de que la detección sea una vocalización de *A. arizonae*.

Puntaje F1 (F1-Score): El equilibrio entre *Precisión* y *Recuperación*. Es la media armónica de ambas, útil cuando se necesita un balance. **Escala:** De 0 a 1 (0% a 100%). **Valor alto:** Existe un buen equilibrio general entre fiabilidad y capacidad de detección. Es el punto óptimo para muchos estudios. **Valor bajo:** Existe un desequilibrio pronunciado: o hay muchos *Falsos Positivos* (precisión baja), o se pierden muchos cantos (recuperación baja), o ambas. **Fórmula:** $2 * (precisión * recuperación) / (precisión + recuperación)$.

Verdadero Negativo (VN): cuando ninguna de las dos fuentes identificó una vocalización.

Verdadero Positivo (VP): Cuando tanto el observador(a) como el modelo identificaron una vocalización.

Tabla 2. Matriz de confusión para la validación de las detecciones de BirdNET frente a un observador experto.

	Vocalización identificada por el observador(a)	Vocalización no identificada por el observador(a)
Vocalización identificada por BirdNET	Verdaderos positivos (VP)	Falsos positivos (FP)
Vocalización no identificada por BirdNET	Falsos negativos (FN)	Verdaderos negativos (VN)

d) Actividad diaria vocal del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano

Para cuantificar la actividad vocal, definida como el número de vocalizaciones emitidas en un período de grabación determinado (Oppel et al., 2014; Zwart et al., 2014), se empleó el Modelo 2.2 de BirdNET (ver Resultados). Cabe recordar que BirdNET genera detecciones en segmentos de audio de tres segundos, no por cada canto individual. Por lo tanto, para establecer el grado de correspondencia entre las detecciones automáticas y el número real de vocalizaciones, se realizó un análisis de regresión lineal simple sobre un conjunto de 30 grabaciones (que corresponden a las grabaciones anotadas manualmente). Como resultado, obtuvimos una base de datos con información del número de detecciones y el número de anotaciones manuales por cada una de estas 30 grabaciones. En este modelo, la variable independiente fue el número de detecciones de *A. arizonae* identificadas por BirdNET, y la variable dependiente fue el número de vocalizaciones contabilizadas mediante verificación manual. A partir de este análisis, se estimaron la pendiente e intercepto de la recta de regresión, así como el coeficiente de determinación (R^2) y el valor de p para evaluar su significancia estadística. La relación resultó significativa ($p < 0.05$) y mostró una tendencia positiva consistente ($R^2 = 0.72$; Fig. 3), sugiriendo que existe una relación cercana entre el número de detecciones y número de vocalizaciones presentes en una grabación dada. Estas estimaciones se generaron sustituyendo los valores de BirdNET en la ecuación de regresión obtenida. Esta aproximación se basó en el supuesto de que la relación observada entre detecciones automáticas y manuales se mantiene constante a lo largo del conjunto de grabaciones. Cabe señalar que esta extrapolación se asume válida bajo la premisa de que no existen sesgos sistemáticos entre las grabaciones anotadas manualmente y aquellas no revisadas, y que el desempeño del clasificador automático permanece constante. Estas suposiciones se discuten en la sección de limitaciones del estudio. Para este análisis se usó IBM SPSS Ver. 30.

e) Caracterización estructural del canto

Para la caracterización estructural del canto se cuantificaron nueve variables: duración de la vocalización (s); frecuencia mínima (Hz); frecuencia máxima (Hz); frecuencia pico (Hz); ancho de banda 90% (Hz), entropía (bits),

frecuencia 95% (Hz), frecuencia 75% (Hz) y frecuencia 25% (Hz). Todas las mediciones se extrajeron de espectrogramas generados con Raven Pro versión 1.6. Para determinar la existencia de diferencias vocales entre individuos, se llevó a cabo un análisis de función discriminante (AFD). En este modelo estadístico, la identidad individual se estableció como la variable de agrupamiento, mientras que los parámetros acústicos se utilizaron como variables predictoras para discriminar entre los distintos individuos. Todos los análisis estadísticos se realizaron en IBM SPSS Ver. 30.

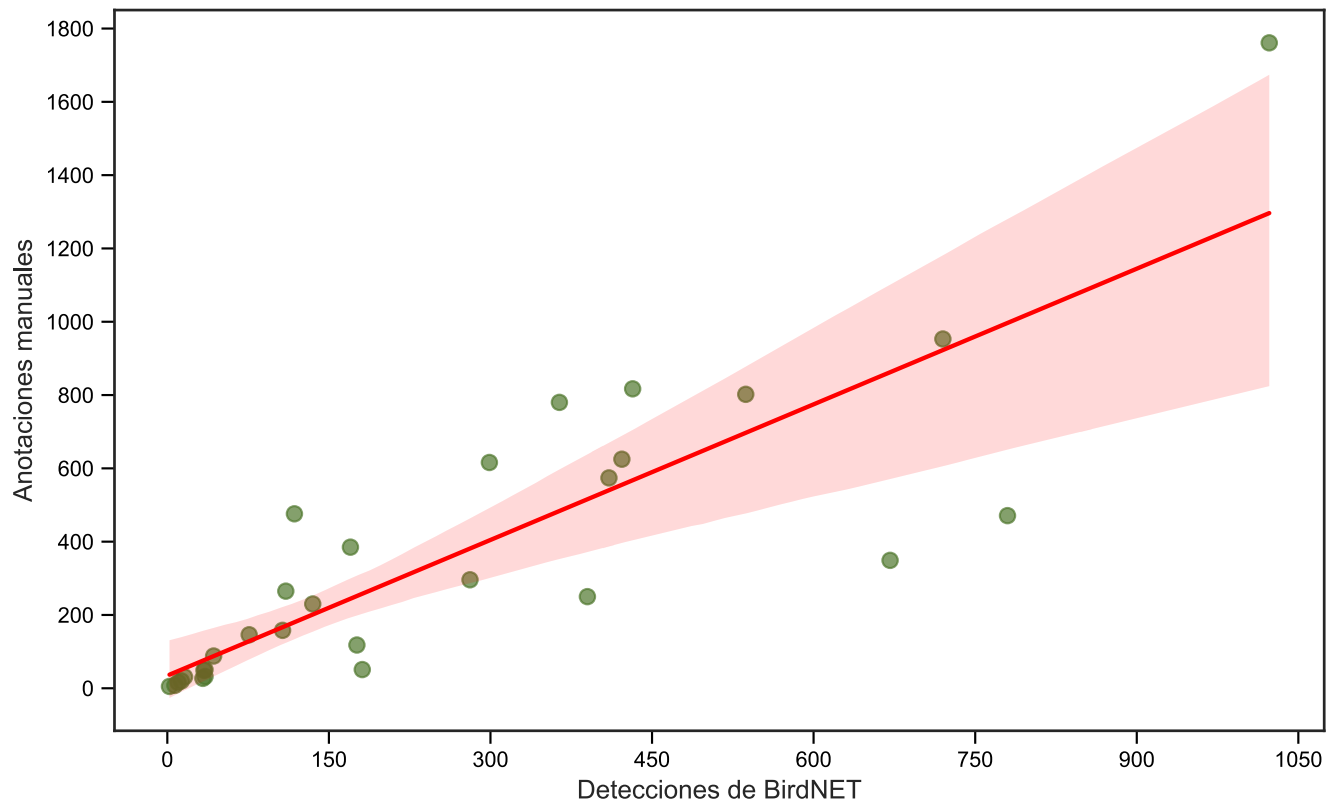


Figura 3. Correlación entre las anotaciones manuales y las detecciones de BirdNET.

7. Resultados

a) Rendimiento del modelo de reconocimiento de señales acústicas

Se evaluó el rendimiento del modelo a través de las métricas bajo diez diferentes umbrales (0.1-0.99). En general, se observó que la precisión aumentó conforme se incrementó el umbral, con un mínimo de precisión de 0.93 con un umbral de 0.99, a un máximo de precisión de 0.96 con un umbral de 0.5-0.8 (Tabla 3). En contraste, la recuperación disminuyó progresivamente al subir el umbral, con un máximo de recuperación de 0.93 con un umbral de 0.1 a un mínimo de 0.78 en 0.99. Esto sugiere que existe un compromiso inherente (*trade-off*) entre la precisión y la recuperación: umbrales bajos priorizan la detección de la mayor cantidad de eventos vocales posibles (alta recuperación), a riesgo de incluir más falsos positivos (precisión moderada), mientras que umbrales altos buscan garantizar que casi todas las detecciones sean correctas (alta precisión), pero a costa de pasar por alto una proporción significativa de los cantos reales (baja recuperación). El puntaje F1 aumentó en umbrales bajos, con un máximo de 0.93 entre los umbrales de 0.1 y 0.5, disminuyendo a 0.83 en un umbral de 0.99. Esto sugiere que el punto óptimo para el equilibrio entre capturar la mayor parte de la actividad vocal y mantener una alta confiabilidad en las detecciones se encuentra dentro de este rango de umbrales. La exactitud mostró un comportamiento similar, con valores máximos en umbrales bajos, obtuvo un valor máximo de 0.95 en el rango de 0.1-0.6; y un mínimo de 0.89 en un umbral de 0.99. Esto refuerza la conclusión anterior, indicando que la capacidad general del modelo para clasificar correctamente tanto los segmentos con canto como los que no lo tienen (silencios o sonidos de otras especies) es máxima en este mismo rango de umbrales, validándolo como una elección confiable para el análisis.

Tabla 3. Valores de las métricas de rendimiento en diferentes umbrales de confianza (*confidence thresholds*).

Umbral de confianza	Precisión	Recuperación	F1	Exactitud
0.1	0.94	0.93	0.93	0.95
0.2	0.95	0.92	0.93	0.95
0.3	0.95	0.91	0.93	0.95
0.4	0.95	0.91	0.93	0.95
0.5	0.96	0.91	0.93	0.95
0.6	0.96	0.90	0.92	0.95
0.7	0.96	0.89	0.92	0.94
0.8	0.96	0.88	0.91	0.94
0.9	0.95	0.87	0.90	0.94
0.99	0.93	0.78	0.83	0.89

Con base en estos resultados, se seleccionó un umbral de 0.8 como el valor óptimo, ya que el objetivo fue analizar la actividad diaria vocal a nivel de individuo. Se infiere que las vocalizaciones más cercanas a las ARU corresponden al individuo territorial más próximo, y estas suelen asociarse a puntajes de confianza más altos. En contraste, aunque existirán verdaderos positivos (TP) adicionales, muchos de ellos provienen de individuos más lejanos y presentan puntajes de confianza más bajos; por lo tanto, no son relevantes para el objetivo de este estudio y el umbral actuó como un filtro para excluirlas.

De esta manera, con un umbral de 0.8 se prioriza ligeramente la precisión sobre la recuperación, lo que permite enfocarse en las detecciones del individuo focal sin comprometer de forma significativa el balance general entre precisión y recuperación ($F1 \geq 0.91$). Como referencia, si el objetivo fuera maximizar el equilibrio entre precisión y recuperación, un rango de 0.1–0.5 sería más adecuado, ya que en ese intervalo se alcanzan los valores más altos del puntaje F1. Sin embargo, en este caso la prioridad es asegurar que las detecciones reflejen el patrón vocal del individuo de interés y no de otros presentes en el área.

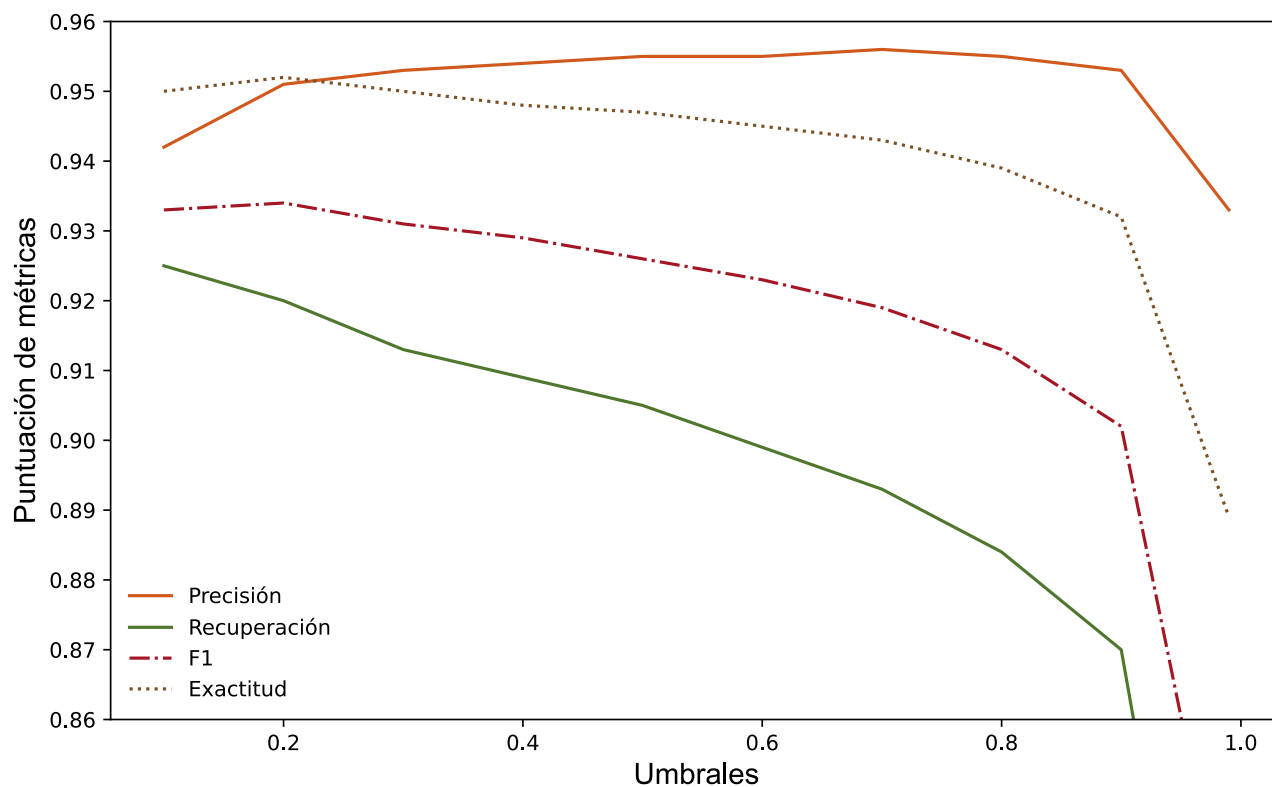


Figura 2. Métricas del rendimiento del modelo en diferentes umbrales.

b) Patrón de actividad vocal diario

Se analizaron 290 horas de grabación, en las cuales se registraron 236,223 detecciones de *A. arizonae* mediante BirdNET. El patrón de actividad vocal diario de la especie fue marcadamente bimodal a lo largo del día (Fig. 3), con dos periodos de mayor intensidad vocal. El primer pico de actividad, y el más pronunciado, se observó durante el periodo del amanecer, alcanzando su máxima intensidad a las 05:00 horas. Posteriormente, la actividad disminuyó de forma abrupta a partir de las 6 h. El segundo pico de vocalizaciones, de menor magnitud, se registró durante el atardecer, con la mayor actividad a las 19 h. En conjunto, estos resultados sugieren un patrón de actividad principalmente crepuscular. También es importante resaltar la gran variación presente, el cual pudo ser resultado de la variación estacional en esta conducta como se muestra en el siguiente análisis.

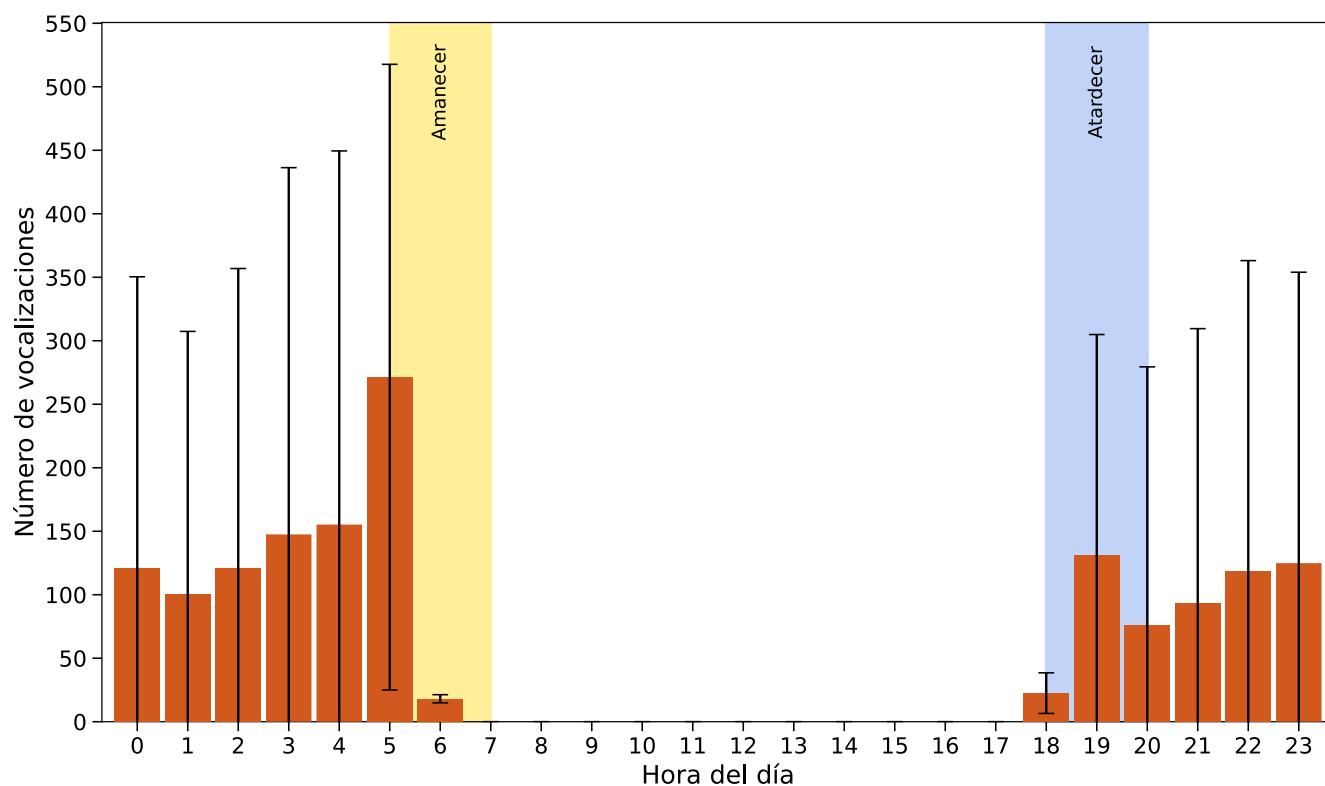


Figura 3. Patrón de la actividad vocal diaria de la población de *A. arizonae*. Las barras de error indican la desviación estándar.

La actividad vocal de la población mostró una clara tendencia decreciente a lo largo de los 50 días de muestreo (Fig. 4). El periodo de mayor intensidad se concentró entre los días julianos 106 y 124. Durante esta fase inicial, no solo se registraron los promedios diarios más altos, con picos pronunciados que superan las 400 vocalizaciones, sino también la mayor variabilidad, como indica la amplia desviación estándar. A partir del día 125, aproximadamente, la actividad vocal disminuyó de manera considerable y se mantuvo en niveles bajos y más estables durante el resto del periodo de estudio.

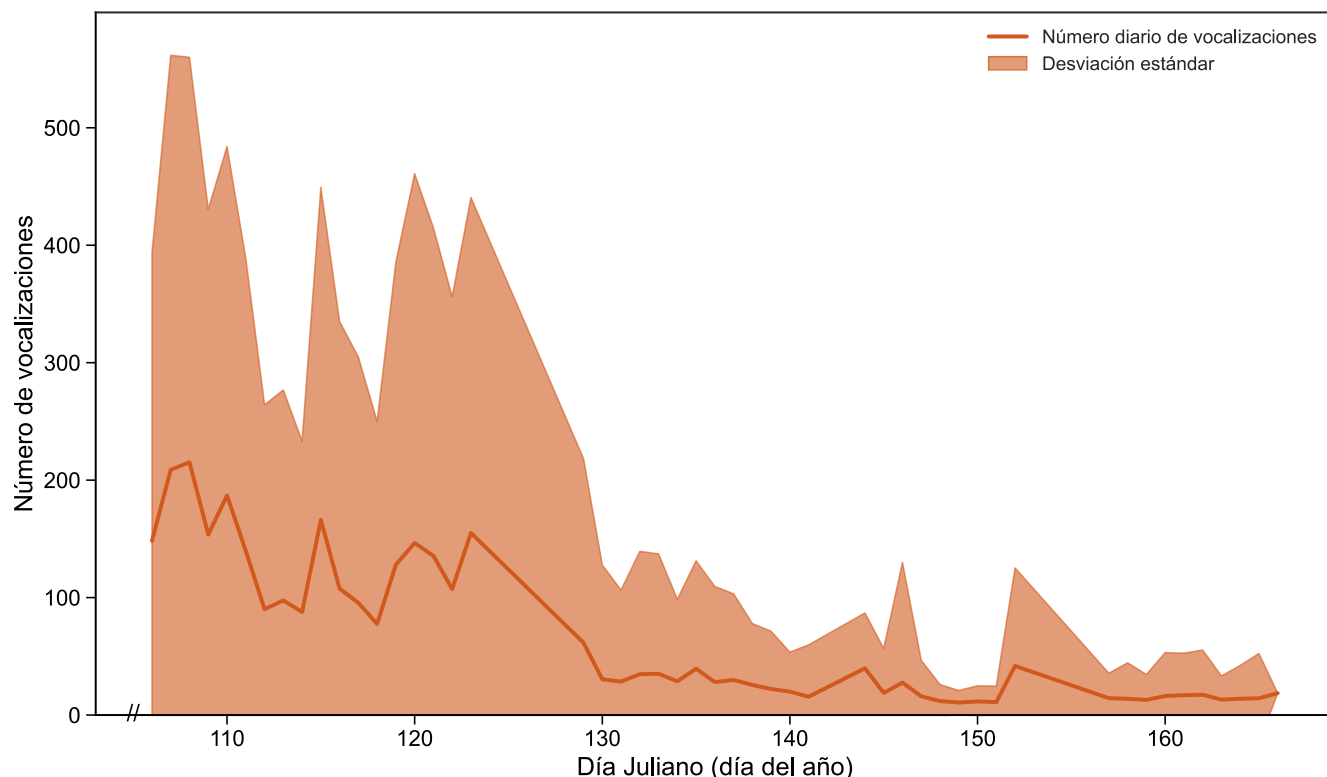


Figura 4. Tendencia de la actividad vocal a lo largo del periodo de muestreo. La línea naranja indica el promedio de vocalizaciones por día, y el área sombreada indica la desviación estandar. El día juliano 110 corresponde al 20 de abril, mientras que el valor 160 corresponde al 9 de junio.

c) Caracterización estructural del canto

El análisis de función discriminante (AFD) basado en 24 cantos de seis individuos de *A. arizonae* generó cinco funciones discriminantes canónicas (Tabla 4). Los cantos son diferentes significativamente entre individuos en tres de las cinco funciones discriminantes canónicas (λ de Wilks < 0.01; $\chi^2 = 133.3$; $p < 0.001$). Además, mostró diferencias significativas entre las seis aves incluidos en este estudio. Las dos primeras funciones discriminantes explicaron en conjunto el 80% de la variación (FD1 = 58%, FD2 = 22%), generando una clara separación entre individuos en el plano discriminante (Tabla 5; Fig. 6).

Tabla 4. Matriz de estructura del análisis de función discriminante de seis individuos *A. arizonae*.

Variable	Funciones discriminantes canónicas				
	1	2	3	4	5
Frecuencia máx. (Hz)	-0.21	0.02	0.44*	0.02	0.31
Duración (s)	-0.16	0.05	-0.16	0.68*	-0.16
Frecuencia 25% (Hz)	-0.10	-0.18	0.31	0.63*	-0.02

Entropía (bits)	-0.02	0.49	0.12	0.54*	-0.25
Frecuencia 95% (Hz)	-0.13	0-.04	0.35	0.28	0.63*
Ancho de banda 90% (Hz)	0.10	0.27	0.18	-0.12	0.60*
Frecuencia 75% (Hz)	0.01	-0.21	0.47	0.38	0.47*
Frecuencia mín. (Hz)	-0.09	0.21	0.05	-0.05	0.47*
Frecuencia pico (Hz)	0.03	-0.22	0.40	0.13	0.47*

Correlaciones intergrupales agrupadas entre variables y funciones discriminantes canónicas estandarizadas.

Variables ordenadas por magnitud absoluta de correlación intrafuncional.

**Mayor correlación absoluta entre cada variable y cualquier función discriminante.*

Al analizar la matriz de estructura, se observa que la separación a lo largo de la tercera función discriminante (FD3) está influenciada principalmente por la frecuencia máxima. Por su parte, la cuarta función (FD4) discrimina a los individuos fundamentalmente con base en la duración, frecuencia 25% y la entropía promedio. Y la quinta función discriminante (FD5) está influenciada por la frecuencia 95%, el ancho de banda 90%, frecuencia 75%, frecuencia mínima y la frecuencia pico.

Tabla 5. Resumen de funciones discriminantes canónicas y su varianza explicada.

Funciones	Autovalores	% de varianza	% acumulativo	Correlación canónica
1	23.13 ^a	58.4	58.4	0.97
2	8.67 ^a	21.9	80.3	0.95
3	5.24 ^a	13.2	93.6	0.92
4	2.46 ^a	6.2	99.8	0.84
5	0.87 ^a	0.2	100	0.28

^a Las cinco primeras funciones discriminantes canónicas fueron usadas en el análisis.

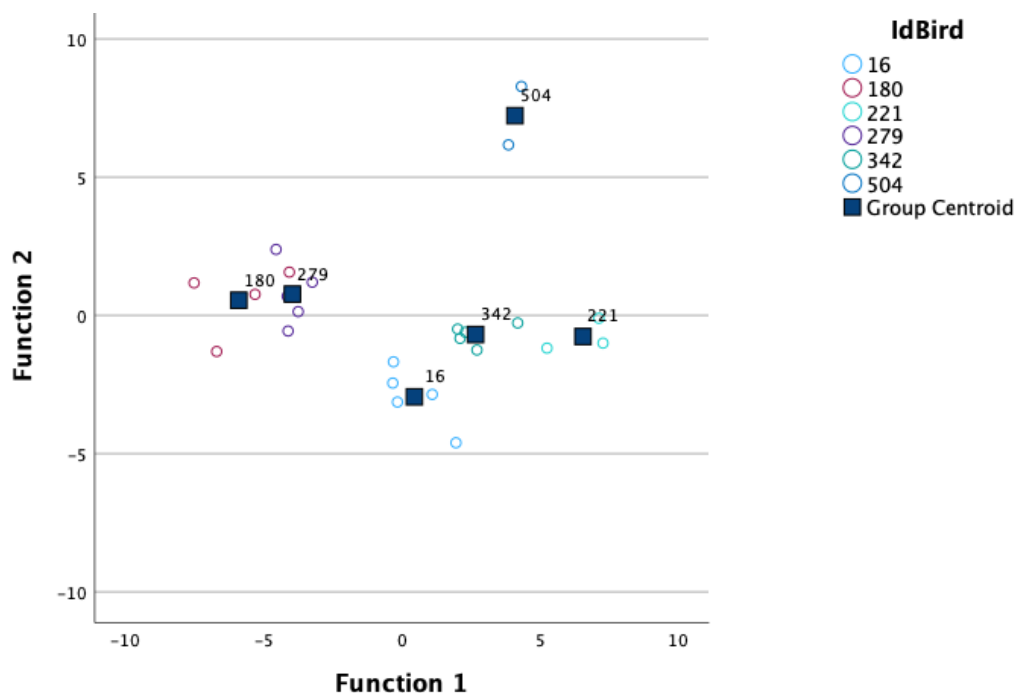


Figura 6. Diagrama de dispersión de las dos primeras funciones discriminantes para la separación de individuos de *A. arizonae*.

La matriz de confusión obtenida por reasignación directa mostró que la asignación correcta de los cantos fue de 100% para todos los individuos (Tabla 6). Sin embargo, este resultado debe interpretarse con cuidado, debido al bajo número de cantos por individuo, que varió de dos a cinco cantos por individuo.

Tabla 6. Matriz de confusión a través de validación cruzada. Los valores indican el número de vocalizaciones asignadas por el análisis a los diferentes individuos. Los porcentajes entre parentesis indican el porcentaje de vocalizaciones correctamente asignados por el análisis.

	Cantos clasificados como emitidos por el ave					
	16	180	221	279	342	504
16	5 (100%)	0	0	1	1	0
180	0	4 (100%)	0	0	0	0
221	1	0	2 (100%)	0	1	0
279	0	0	0	5 (100%)	0	0
342	1	0	1	0	5 (100%)	0
504	0	0	0	0	1	2 (100%)

8. Discusión

En este estudio se desarrolló e implementó con éxito un modelo de reconocimiento automático que permitió la detección eficiente de vocalizaciones con el objetivo de caracterizar la actividad vocal del Tapacaminos Mexicano, revelando patrones bimodales a nivel poblacional y tendencias temporales marcadas y explora la viabilidad del reconocimiento individual a partir de variables acústicas. En conjunto, estos hallazgos representan un avance significativo en la bioacústica de aves nocturnas en el neotrópico. A continuación, se discuten en detalle los resultados de cada objetivo, enfatizando su relevancia biológica y sus implicaciones.

El modelo de reconocimiento acústico desarrollado en este estudio demostró un rendimiento sobresaliente, optimizando la identificación de las vocalizaciones objetivo. Con un umbral de confianza de 0.8, se alcanzó una precisión de 0.95, una recuperación de 0.88, un puntaje F1 de 0.91 y una exactitud de 0.93. Un valor de precisión tan elevado es particularmente significativo, ya que indica una alta fiabilidad en las detecciones positivas, minimizando la inclusión de falsos positivos en los análisis posteriores. Este nivel de rendimiento es notable al ser comparado con investigaciones previas. Nuestra precisión supera los valores reportados en estudios que emplearon el modelo general de BirdNET en di en condiciones omnidireccionales, como el 0.81 (0.29-0.99) obtenido por Cole et al. (2022) en un estudio de múltiples especies y el 0.85 (0.77-0.96) por Malamut (2022). Incluso es superior al 0.78 reportado por Kahl et al. (2021) con grabaciones focales de distintas especies, quienes además señalaron una drástica disminución del rendimiento en monitoreos pasivos. El éxito de nuestro modelo personalizado subraya el valor de entrenar clasificadores específicos para una señal objetivo.

El valor de recuperación (0.88) obtenido resulta particularmente robusto al considerar el elevado umbral de confianza empleado en el análisis. Este desempeño contrasta notablemente con los promedios de recuperación reportados en otros estudios, como 0.33 (Cole et al., 2022) y 0.44 (Tolkova et al., 2021), y se alinea estrechamente con el valor de 0.84 documentado por Malamut (2022). Dado que, como es sabido, los umbrales elevados favorecen la precisión a expensas de una menor recuperación (Wood & Kahl, 2024), el hecho de haber mantenido una alta recuperación junto con una precisión excepcional (0.955) demuestra un equilibrio óptimo y una alta sensibilidad del modelo. En conjunto, estos resultados validan la eficacia de la metodología empleada y proporcionan una base sólida y confiable para las inferencias ecológicas sobre la actividad vocal de *A. arizonae* derivadas de este estudio.

No obstante, es crucial reconocer que las comparaciones directas del rendimiento entre estudios son complejas. Factores como el uso de modelos multiespecie frente a modelos personalizados, las distintas condiciones de grabación y la calidad de los datos de entrenamiento pueden modificar los resultados

considerablemente (Kahl et al., 2021). De hecho, como señala Pérez-Granados (2023), los valores bajos de precisión en algunos estudios pueden atribuirse a grabaciones de mala calidad o a un etiquetado deficiente. La falta de investigaciones que reporten el desarrollo de modelos personalizados para una sola señal objetivo limita las comparaciones directas, aunque evidencia la novedad del presente trabajo (Wood et al., 2023).

La principal implicación de este estudio es la validación de modelos personalizados como una herramienta poderosa y eficiente para la investigación bioacústica en especies poco estudiadas. Se ha demostrado que su uso disminuye drásticamente una de las mayores limitantes del monitoreo acústico pasivo: la necesidad de revisar manualmente miles de horas de audio. Hacia el futuro, el perfeccionamiento de estos modelos requerirá ampliar la cantidad y diversidad de los datos de entrenamiento, evaluar distintas configuraciones y explorar la combinación con otros métodos de análisis, ya que el proceso de optimización aún conserva un componente intuitivo (Pérez-Granados, 2023). El potencial para adaptar estos sistemas a otras señales acústicas, no solo de aves, abre un enorme campo de posibilidades para la ecología (Wood et al., 2023; Fradet et al., 2025).

La aplicación del modelo de reconocimiento permitió analizar un volumen de datos considerable (290 horas) documentando la dinámica vocal de seis individuos de *A. arizonae* en un par de semanas. Si este análisis se hubiese realizado manualmente, el tiempo estimado sería de aproximadamente de 870 horas de trabajo, equivalente a más de 100 días de 8 horas continuas de análisis. Los resultados confirman que la especie exhibe un patrón de actividad marcadamente crepuscular, con picos pronunciados durante el amanecer y el anochecer. Este comportamiento es consistente con lo observado en otras especies de caprimúlgidos, como el Tapacamino Colorado (*Antrostomus rufus*), y en aves nocturnas en general, cuya actividad suele sincronizarse con momentos de baja luminosidad (Reino et al., 2015; Schaaf et al., 2023).

La alta actividad vocal en los periodos crepusculares responde probablemente a una combinación de presiones selectivas. En primer lugar, vocalizar con poca luz puede reducir la exposición a depredadores diurnos y, al mismo tiempo, coincidir con una mayor actividad de presas nocturnas (insectos). En segundo lugar, estos momentos del día ofrecen un espacio temporal óptimo para la comunicación acústica, ya que generalmente presentan menor ruido ambiental y una menor atenuación del sonido causada por el calor, maximizando la distancia de transmisión de las señales (Cleere, 1998).

La tendencia decreciente de la actividad vocal a lo largo del muestreo (abril-junio) se alinea con las fases del ciclo reproductivo descritas para otras especies del género. La actividad vocal en aves suele maximizarse durante el establecimiento de territorios y el cortejo, y disminuir tras la formación de parejas o durante el cuidado parental. Este patrón se ha observado en *Caprimulgus ruficollis* y *Caprimulgus europaeus* (Tsioutsourigas et al.,

2025). Por lo tanto, es plausible que el patrón observado en *A. arizonae* refleje una transición de una fase de alta inversión en comunicación (reproducción) a una de menor actividad vocal y mayor inversión en el cuidado parental.

Si bien este estudio establece las bases de la ecología vocal de la especie, la variabilidad observada abre nuevas líneas de investigación. Futuros trabajos podrían incorporar variables predictoras adicionales, como el tipo de hábitat, la estructura de la vegetación o medidas de calidad del territorio, para desentrañar las causas de esta variación. Una variable de particular interés es el ciclo lunar, ya que se ha reportado que muchas especies de Caprimulgiformes son "lunarófilas", aumentando su actividad vocal y de forrajeo durante la luna llena (Mills, 1986; Woods y Brigham, 2008; Reino et al., 2015).

En conclusión, la caracterización de la dinámica vocal de *A. arizonae* tiene implicaciones prácticas directas. Conocer los picos de actividad permite diseñar protocolos de monitoreo más eficientes y costo-efectivos. Asimismo, estos resultados establecen una línea base fundamental para evaluar en el futuro cómo el estrés ambiental, la contaminación acústica o los cambios en el hábitat pueden alterar los patrones de comunicación de la especie.

La hipótesis de que las vocalizaciones pueden servir como rasgos individuales ha sido corroborada por diversos estudios en aves. Por ejemplo, en el Pavón Cornudo (*Oreophasis derbians*), una especie neotropical en peligro, se demostró una variación individual significativa en sus llamados de boom, sugiriendo su potencial para el reconocimiento individual (González-García et al., 2017). Patrones similares de firmas vocales únicas han sido documentados en otras especies, como en el Cáрабо Común (*Strix aluco*), un ave rapaz nocturna y esquiva, donde la estructura de las llamadas territoriales de los machos muestra una alta variabilidad individual que permite su identificación a lo largo del tiempo (Salvati et al., 2002).

En línea con estos hallazgos, el análisis de las variables acústicas de *A. arizonae* reveló una separación parcial entre individuos, lo que sugiere la posible existencia de rasgos vocales estables y distintivos. Este patrón de individualidad vocal, aunque preliminar en nuestro estudio, es coherente con lo reportado en otras aves nocturnas. Por ejemplo, se ha demostrado que diferencias en la duración de las notas, los intervalos entre sílabas o las frecuencias dominantes permiten discriminar individuos en especies como el búho barrado (*Strix varia*) y en la familia Nyctibiidae (Cohn-Haft, 1996; Grava et al., 2008). Esto sitúa nuestros hallazgos dentro de un marco biológico plausible y esperado para el grupo.

Esta diferenciación individual podría constituir un mecanismo adaptativo clave, permitiendo reducir el traslape acústico en hábitats donde varios individuos vocalizan simultáneamente, favoreciendo así la identificación de vecinos, la defensa coordinada de territorios y la localización de parejas (Bradbury & Vehrencamp, 2011). En conclusión, la confirmación parcial de firmas vocales individuales en esta especie nocturna y elusiva no solo enriquece nuestro entendimiento de su ecología comportamental, sino que también establece el monitoreo acústico pasivo, combinado con técnicas de inteligencia artificial, como una herramienta de conservación fundamental, capaz de proporcionar estimaciones poblacionales no invasivas y datos críticos para la protección de especies en peligro.

A pesar de esta tendencia prometedora, los resultados deben interpretarse con cautela. El análisis discriminante (AFD) alcanzó una exactitud moderada, y su poder estadístico se vio limitado por un tamaño de muestra reducido. Un número bajo de grabaciones por individuo puede tanto inflar la aparente separación como ocultar patrones reales de identidad vocal. Por ello, y siguiendo las recomendaciones de estudios previos, para validar robustamente estos hallazgos será necesario aumentar el número de muestras por individuo y emplear enfoques complementarios, como modelos de *machine learning* o validaciones cruzadas más rigurosas (Terry & McGregor, 2002; Digby et al., 2014).

Esta investigación valida un marco metodológico integrado que combina el monitoreo acústico pasivo (MAP) con inteligencia artificial para desentrañar la ecología vocal del Tapacaminos Cuerporruín Mexicano. La implementación de un modelo de reconocimiento semiautomático de alto rendimiento (precisión = 0.955) permitió caracterizar eficientemente patrones biológicos consistentes: una actividad vocal predominantemente crepuscular, su modulación estacional ligada al ciclo reproductivo, y la detección de evidencia preliminar sobre firmas vocales individuales. Colectivamente, estos hallazgos trascienden el interés bioacústico para posicionar esta aproximación tecnológica como una herramienta transformadora en conservación. Para especies nocturnas, elusivas y amenazadas—donde los métodos de monitoreo tradicionales resultan insuficientes—, la sinergia entre MAP e IA permite generar índices poblacionales no invasivos, evaluar la integridad del hábitat acústico y monitorear tendencias poblacionales a largo plazo de manera escalable. Así, este estudio no solo amplía el conocimiento sobre la historia natural de *A. arizonae*, sino que establece un protocolo replicable para la conservación basada en evidencia de especies aviares crípticas en el Neotrópico.

9. Conclusiones

1. La combinación de monitoreo acústico pasivo (MAP) con un modelo de inteligencia artificial (precisión = 0.96, F1 = 0.91) demostró ser una alternativa viable, eficaz y no invasiva para el estudio de especies nocturnas y elusivas, permitiendo el procesamiento de grandes volúmenes de datos.
2. Se describieron cuantitativamente los patrones temporales de *A. arizonae*: una actividad vocal bimodal crepuscular a nivel diario y una tendencia decreciente a lo largo de la estación reproductiva, lo que refleja una estrecha vinculación con su ciclo biológico.
3. El análisis acústico reveló una separación parcial entre individuos, aportando evidencia preliminar sólida de la existencia de rasgos vocales distintivos. Este hallazgo sienta las bases para investigar el reconocimiento individual en la especie, aunque su confirmación definitiva requiere un mayor tamaño de muestra.
4. Este trabajo establece las bases para emplear la bioacústica e IA como herramientas de conservación que puede proveer un método estandarizado para el monitoreo a largo plazo, la estimación de índices poblacionales y la generación de conocimiento ecológico crítico para especies en peligro.

10. Referencias bibliográficas

- Ashdown, R. A. M. & McKechnie, A. E. (2008) Environmental correlates of Freckled Nightjar (*Caprimulgus Tristigma*) activity in a seasonal, subtropical habitat. *J Ornithol*, 149, 615-619.
- Benítez Saldívar, M. J., & Massoni, V. (2018). Song structure and syllable and song repertoires of the Saffron Finch (*Sicalis flaveola pelzelni*) breeding in Argentinean pampas. *Bioacoustics*, 27(4), 327–340.
<https://doi.org/10.1080/09524622.2017.1344932>
- Berlanga, H., Kennedy, J. A., Rich, M. C., Arizmendi, M. C., Beardmore, C. J., Blancher, P. J., ... Will, T. (2010). *Conservando a nuestras aves compartidas: La visión trinacional de Compañeros en Vuelo para la conservación de las aves terrestres*. Cornell Lab of Ornithology.
https://www.birds.cornell.edu/home/wp-content/uploads/2019/12/PIF2010_Spanish_Final.pdf
- BirdLife International. (2020). *IUCN Red List of Threatened Species: Antrostomus arizonae*. IUCN Red List of Threatened Species. <https://www.iucnredlist.org/en>
- Bradbury, J. W., & Vehrencamp, S. L. (2011). *Principles of Animal Communication* (2nd ed.). Sinauer Associates.

- Bradley, D. W., & Mennill, D. J. (2009). Solos, duets and choruses: Vocal behaviour of the Rufous-naped Wren (*Campylorhynchus rufinucha*), a cooperatively breeding neotropical songbird. *Journal of Ornithology*, 150(4), 743–753. <https://doi.org/10.1007/s10336-009-0393-3>
- Catchpole, C., & Slater, P. J. B. (2008). *Bird song: Biological themes and variations* (2nd ed.). Cambridge University Press.
- Chesser, R. T., Banks, R. C., Barker, F. K., Cicero, C., Dunn, J. L., Kratter, A. W., ... Winker, K. (2011). Fifty-second supplement to the American Ornithologists' Union Check-List of North American Birds. *The Auk*, 128(3), 600–613. <https://doi.org/10.1525/auk.2011.128.3.600>
- Cink, C. L., Pyle, P., & Patten, M. A. (2020). Mexican Whip-poor-will (*Antrostomus arizonae*). In P. G. Rodewald (Ed.), *Birds of the World*. Cornell Lab of Ornithology. <https://birdsoftheworld.org/bow/species/souwpw1/cur/introduction?lang=es>
- Cornell Lab of Ornithology. (s. f.). Mexican Whip-poor-will. *All About Birds*. https://www.allaboutbirds.org/guide/Mexican_Whip-poor-will/overview
- de Framond, L. & Brumm, H. (2022). Long-term effects of noise pollution on the avian dawn chorus: a natural experiment facilitated by the closure of an international airport. *Proc. R. Soc. B*, 289, 20220906. <https://doi.org/10.1098/rspb.2022.0906>
- Evens, R., Kowalczyk, C., Norevik, G., Ulenaers, E., Davaasuren, B., Bayargur, S., Artois, T., Åkesson, S.; Hedenström, A., Liechti, F., Valcu, M. & Kempenaers, B. (2020). Lunar synchronization of daily activity patterns in a crepuscular avian insectivore. *Ecol Evol*, 10, 7106–7116.
- García, E. (2004). *Modificaciones al sistema de clasificación climática de Köppen* (5a ed.). Universidad Nacional Autónoma de México. <http://www.publicaciones.igg.unam.mx/index.php/ig/catalog/view/83/82/251>
- Gómez, W. E., Isaza, C. V., & Daza, J. M. (2018). Identifying disturbed habitats: A new method from acoustic indices. *Ecological Informatics*, 45, 16–25. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2018.03.001>
- González-García, F., Sosa-López, J. R., Ornelas, J. F., Jordano, P., Rico-Gray, P. & Urios Moliner, V. (2017). Individual variation in the booming calls of captive Horned Guans (*Oreophasis derbianus*): an endangered Neotropical Mountain bird. *Bioacoustics* 2, 185–198. <https://doi.org/10.1080/09524622.2016.123351>
- Gordillo Martínez, A., Ortiz Ramírez, M. F., & Navarro Sigüenza, A. G. (2013). Estructura y evolución de las vocalizaciones de las aves. *Ciencias*, 109–110, 32–40.

- Hart, P. J., Paxton, K., Ibanez, T., Tredinnick, G., Sebastián-González, E., & Tanimoto-Johnson, A. (2020). Acoustic niche partitioning in two tropical wet forest bird communities. *bioRxiv*.
<https://doi.org/10.1101/2020.08.17.253674>
- Hutschenreiter, A., Andresen, E., Briseño-Jaramillo, M., Torres-Araneda, A., Pinel-Ramos, E., Baier, J., & Aureli, F. (2024). How to count bird calls? Vocal activity indices may provide different insights into bird abundance and behaviour depending on species traits. *Methods in Ecology and Evolution*, 15(6), 1071–1083.
<https://doi.org/10.1111/2041-210X.14333>
- Kahl, S., Wood, C. M., Eibl, M., & Klinck, H. (2021). BirdNET: A deep learning solution for avian diversity monitoring. *Ecological Informatics*, 61, 101236. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101236>
- Mills, A. M. (1986). The influence of moonlight on the behavior of Goatsuckers (Caprimulgidae). *The Auk*, 103(2), 370–378.
- Moran, I. G., Lukianchuk, K. C., Doucet, S. M., Newman, A. E. M., Williams, H., Norris, D. R., & Mennill, D. J. (2019). Diel and seasonal patterns of variation in the singing behaviour of Savannah Sparrows (*Passerculus sandwichensis*). *Avian Research*, 10, 26. <https://doi.org/10.1186/s40657-019-0165-6>
- Morán-Titla, C. D., & González, C. (2022). El mejor lugar para cantar: Hipótesis de adaptación acústica en aves. *Elementos*, 126, 81–88.
- Navarro-Sigüenza, A. G., Rebón-Gallardo, M. F., Gordillo-Martínez, A., Peterson, A. T., Berlanga-García, H., & Sánchez-González, L. A. (2014). Biodiversidad de aves en México. *Revista Mexicana de Biodiversidad*, 85, 476–495.
- Norevik, G., Åkesson, S., Andersson, A., Bäckman, J. & Hedenström, A. (2019). The lunar cycle drives migration of a nocturnal bird. *PLoS Biol*, 17, e3000456. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.3000456>
- Oppel, S., Hervias, S., Oliveira, N., Pipa, T., Silva, C., Gerales, P., ... McKown, M. (2014). Estimating population size of a nocturnal burrow-nesting seabird using acoustic monitoring and habitat mapping. *Nature Conservation*, 7, 1–13. <https://doi.org/10.3897/natureconservation.7.6890>
- Padilla Gómez, E. (2007). *Estudio ecológico y etnobotánico de la vegetación del Municipio de San Pablo Etla, Oaxaca* [Tesis de maestría, Instituto Politécnico Nacional].
http://148.204.117.30/jspui/bitstream/LITER_CIIDIROAX/48/1/Padilla%20G%c3%b3mez%2c%20E..pdf
- Partners in Flight. (2024). *Avian conservation assessment database*. Avian Conservation Assessment Database. <https://pif.birdconservancy.org/avian-conservation-assessment-d>
- Pérez-Granados, C. (2023). BirdNET: Applications, performance, pitfalls and future opportunities. *Ibis*, 165(3), 1068–1075.
<https://doi.org/10.1111/ibi.13193>

- Pérez-Granados, C., & Traba, J. (2021). Estimating bird density using passive acoustic monitoring: A review of methods and suggestions for further research. *Ibis*, 1–19. <https://doi.org/10.1111/ibi.12944>
- Pérez-Granados, C., Gómez-Catasús, J., Bustillo-de la Rosa, D., Barrero, A., Reverter, M., & Traba, J. (2019). Effort needed to accurately estimate Vocal Activity Rate index using acoustic monitoring: A case study with a dawn-time singing passerine. *Ecological Indicators*, 107, 105608. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105608>
- Pérez-Granados, C., Schuchmann, K.L. & Marques, M. I. (2022). Addicted to the moon: vocal output and diel pattern of vocal activity in two Neotropical Nightjars is related to moon phase. *Ethol Ecol Evol*, 34, 66–81. <https://doi.org/10.1080/03949370.2021.1886182>
- Pérez-Granados, C., Schuchmann, K.-L., & Marques, M. I. (2022). Addicted to the moon: Vocal output and diel pattern of vocal activity in two Neotropical nightjars is related to moon phase. *Ethology Ecology & Evolution*, 34(1), 66–81. <https://doi.org/10.1080/03949370.2021.1886182>
- Podos, J., & Warren, P. S. (2007). The evolution of geographic variation in birdsong. En J. Podos & S. Healy (Eds.), *Advances in the study of behavior* (Vol. 37, pp. 403–458). Academic Press. [https://doi.org/10.1016/S0065-3454\(07\)37009-5](https://doi.org/10.1016/S0065-3454(07)37009-5)
- Quiroz-Oliva, M., & Sosa-López, J. R. (2022). Vocal behaviour of Sclater’s Wrens, a duetting Neotropical songbird: Repertoires, dawn chorus variation, and song sharing. *Journal of Ornithology*, 163(1), 121–136. <https://doi.org/10.1007/s10336-021-01936-3>
- Reino, L., Porto, M., Santana, J., & Osiejuk, T. S. (2015). Influence of moonlight on nightjars’ vocal activity: A guideline for nightjar surveys in Europe. *Biologia*, 70(7), 968–973. <https://doi.org/10.1515/biolog-2015-0099>
- Rodríguez-Fuentes, J., Cadena, C. D., & Avendaño, J. E. (2022). Vocal behavior and microgeographic variation in song types in a Neotropical songbird. *Journal of Ornithology*, 163(1), 105–119. <https://doi.org/10.1007/s10336-021-01930-9>
- Sagar, H. S. S. C., Anand, A., Persche, M. E., Pidgeon, A. M., Zuckerberg, B., Şekercioğlu, Ç. H., & Buřivalová, Z. (2024). Global analysis of acoustic frequency characteristics in birds. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 291(2034), 20241908. <https://doi.org/10.1098/rspb.2024.1908>
- Schaaf, A. A., Boullhesen, M., & Akmentins, M. S. (2023). Vocal activity of the Rufous Nightjar (*Antrostomus rufus*) in subtropical Yungas Andean forests of Argentina. *Neotropical Biodiversity*, 9(1), 59–63. <https://doi.org/10.1080/23766808.2023.2185963>
- SEDATU. (2014). *Atlas de riesgos del Municipio de San Pablo Etla*. Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano. https://rmgir.proyectomesoamerica.org/PDFMunicipales/20293_ETLA.pdf
- Setina Liz, V. & Colorado, G. J. (2025). Variación del canto y del comportamiento de *Tyrannus Melancholicus* (Passeriformes: Tyrannidae) en un gradiente de urbanización en la Alta Amazonia Colombiana. *Revista EIA*, 22(44), 4407. <https://doi.org/10.24050/reia.v22i44.1843>

- Sibley, D. A. (2014). *The Sibley Guide to Birds*. Alfred A. Knopf, Inc.
- Sosa-López, J. R., & Mennill, D. J. (2014a). The vocal behavior of the Brown-throated Wren (*Troglodytes brunneicollis*): Song structure, repertoires, sharing, syntax, and diel variation. *Journal of Ornithology*, 155(2), 435–446. <https://doi.org/10.1007/s10336-013-1024-6>
- Sosa-López, J. R., & Mennill, D. J. (2014b). Vocal behaviour of the island-endemic Cozumel Wren (*Troglodytes aedon beani*): Song structure, repertoires, and song sharing. *Journal of Ornithology*, 155(2), 337–346. <https://doi.org/10.1007/s10336-013-1008-6>
- Spiller, K. J., & Dettmers, R. (2019). Evidence for multiple drivers of aerial insectivore declines in North America. *The Condor: Ornithological Applications*, 121(2), 1–13. <https://doi.org/10.1093/condor/duz010>
- Suárez-García, O. (2021). *Patrones de diversidad de aves en las regiones Valles Centrales y Sierra Sur de Oaxaca, México* [Tesis de doctorado]. Instituto Politécnico Nacional.
- Sugai, L. S. M., Silva, T. S. F., Ribeiro, J. W., Jr, & Llusia, D. (2019). Terrestrial passive acoustic monitoring: Review and perspectives. *BioScience*, 69(1), 15–25. <https://doi.org/10.1093/biosci/biy147>
- Toews, D. P. L., & Irwin, D. E. (2008). Cryptic speciation in a Holarctic passerine revealed by genetic and bioacoustic analyses. *Molecular Ecology*, 17(11), 2691–2705. <https://doi.org/10.1111/j.1365-294X.2008.03769.x>
- Tsioutsourigas, D., Rodiou, A., Nalmpantis, E., Kyriakopoulou, A., Petrusková, T., & Astaras, C. (2025). By the Moonlight Shadow: Examining the acoustic ecology of the European Nightjar (*Caprimulgus europaeus*) in Northern Greece using passive acoustic monitoring. *Preprints* <https://doi.org/10.20944/preprints202503.0673.v1>
- Valderrama, S., Parra, J., Dávila, N., & Mennill, D. J. (2008). Vocal behavior of the critically endangered Niceforo's Wren (*Thryothorus nicefori*). *The Auk*, 125(2), 395–401. <https://doi.org/10.1525/auk.2008.06249>
- Woods, C. P. & Brigham, R. M. (2008). Common poorwill activity and calling behavior in relation to moonlight and predation. *Wilson J. Ornithol*, 120 (3), 505–512.
- Zwart, M. C., Baker, A., McGowan, P. J. K., & Whittingham, M. J. (2014). The use of automated bioacoustic recorders to replace human wildlife surveys: An example using nightjars. *PLOS ONE*, 9(7), e102770. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0102770>