

Universidad de La Habana
Facultad de Matemática y Computación



Título de la tesis

Autor: Daniel Machado Pérez

Tutores:

Dr. Roberto Mulet Genicio

Dr. Milton García Borroto

Trabajo de Diploma
presentado en opción al título de
Licenciado en Ciencia de la Computación



La Habana,
mayo 2025

github.com/DanielMPMatCom/Thesis.git

*"La utopía está en el horizonte
Camino dos pasos y se aleja dos pasos.
Camino diez y el horizonte se corre diez pasos más allá.
Entonces, ¿para qué sirve la utopía?
Para eso, sirve para caminar."*

Fernando Birri

Agradecimientos

Resumen

Abstract

Índice general

Introducción	9
0.1. Motivación y justificación	10
0.2. Formulación del problema	11
0.3. Hipótesis de partida	13
0.4. Objetivos	13
0.5. Propuesta de solución	14
1. Antecedentes	16
1.1. Detección de individuos en grabaciones	17
1.1.1. Métodos clásicos de clasificación de señales	17
1.1.2. Localización y asignación de fuentes	18
1.2. Análisis de coros y comportamiento grupal	18
1.2.1. Patrones de formación de coros	19
1.2.2. Ecoacústica de coros	19
1.3. Modelos de interacción y causalidad	20
1.3.1. Modelos estadísticos de redes	20
1.3.2. Técnicas de inferencia de causalidad	21
1.4. Antecedentes específicos en <i>E. eileenae</i>	21
2. Métodos	23
2.1. Adquisición de las grabaciones y características del dataset .	23
2.2. Sincronización de señales	23
2.3. Filtrado de ruido de fondo	23
2.4. Detección y asignación heurística de “Colines”	23
2.5. Modelado de interacciones con el modelo de Ising	23
3. Resultados e Interpretación	24
3.1. Evaluación de la sincronización	24
3.2. Exactitud de la detección y asignación micrófono-Colín . . .	24

<i>ÍNDICE GENERAL</i>	7
3.3. Comparación entre algoritmos heurísticos	24
3.4. Análisis de las interacciones inferidas $\{J_{ij}\}$	24
3.5. Idoneidad del modelo de Ising	24
Conclusiones y Recomendaciones	25
Bibliografía	26

Índice de figuras

1.	Ejemplar de <i>Eleutherodactylus eileenae</i>	10
2.	Distribución Geográfica de los Micrófonos.	12

Introducción

Las técnicas de monitorización acústica automatizada se han convertido en una herramienta esencial para el estudio de comunidades de animales en su medio natural. En particular, el análisis del canto de los anuros ofrece información valiosa sobre sus estrategias de apareamiento, la dinámica de sus poblaciones y la salud de los ecosistemas en los que habitan [4]. La rana cubana *Eleutherodactylus eileenae* (Dunn, 1929), endémica de Cuba, constituye un modelo idóneo para investigar estos procesos, pues sus machos forman coros nocturnos cuyos patrones de interacción pueden reflejar aspectos tanto ecológicos como de comportamiento social [2].

E. eileenae, conocido comúnmente como “Colín”, es una especie perteneciente a la familia *Eleutherodactylidae*. Su distribución abarca desde la península de Guanahacabibes, en Pinar del Río, hasta la Sierra de Najasa, en Camagüey, ocupando diversos hábitats como bosques semideciduos, pinares y cafetales, hasta altitudes de aproximadamente 900 metros sobre el nivel del mar [2, 32, 16]. Durante el día, estos anuros se refugian en oquedades de rocas, troncos, hojarasca y bromelias; al anochecer, los machos ascienden a ramas y hojas, hasta alturas de 3 metros, para emitir sus vocalizaciones.

El canto característico de *E. eileenae* consta de dos notas diferenciadas: una primera “Co”, breve y de frecuencia menor, seguida de una segunda “Lin”, más prolongada y de frecuencia ligeramente superior. Esta estructura ha motivado el uso del término “Colín” para referirse tanto a cada canto individual como, coloquialmente, a la especie misma. Estas llamadas desempeñan un papel crucial en la comunicación intraespecífica, mediando aspectos relacionados con el estado fisiológico y la competencia territorial [2]. Además, se ha observado que los machos forman agrupaciones o “coros”, sincronizando sus cantos para aumentar la eficacia en la atracción de hembras y reducir el riesgo de depredación.

La presente investigación desarrolla un flujo computacional automatizado para procesar grabaciones de los cantos de los Colines y, a partir

de él, comenzar a analizar las interacciones acústicas asociadas a estos coros. El objetivo es comprender las estrategias de comunicación que emplea *E. eileenae* en su entorno natural. En la Figura 1 se muestra un ejemplar de esta especie, y en la Guía sonora de los anfibios de Cuba ¹ se puede encontrar una breve grabación de su canto y otros datos relevantes.



Figura 1: Ejemplar de *Eleutherodactylus eileenae*.

0.1. Motivación y justificación

La ecoacústica ha evolucionado desde la grabación pasiva hasta flujos computacionales que automatizan la detección de llamadas en ambientes ruidosos [1, 4]. Sin embargo, en Cuba pocos estudios han integrado estas técnicas con modelos de interacción estadística.

El análisis manual de grabaciones de campo resulta lento, costoso y propenso a errores humanos, lo que limita la escala y reproducibilidad de

¹Grabación disponible en: https://www.fonozoo.com/fnz_detalle_registro_amphibia.php?id=97953&tipo_registro=1

los estudios bioacústicos. En trabajos previos sobre *E. eileenae*, los investigadores describieron manualmente las etapas de vocalización y realizaron muestreos puntuales de la actividad acústica y trófica de los machos en la Sierra del Rosario [2]. Sin embargo, no se abordó la sincronización automática de múltiples micrófonos ni la clasificación sistemática de cada llamado, pasos indispensables para escalar el análisis a largas series temporales y diferentes localidades.

Además, los coros de machos implican interacciones acústicas cuya dinámica no se comprende completamente: ¿cómo influyen la densidad de individuos, la configuración espacial de los micrófonos y el ruido ambiental en la estructura del coro? ¿Qué reglas simples de interacción subyacen en la sincronización de los “Colines”? En este contexto, un enfoque computacional reproducible y basado en algoritmos heurísticos permitiría procesar de manera eficiente decenas de horas de grabaciones, discriminando eventos de interés (cantos de Colines) de otros sonidos (otra fauna, viento, tráfico) y garantizando resultados comparables entre campañas de muestreo.

Los resultados de la presente tesis constituyen un primer paso hacia el desarrollo de un flujo completo que abarque, desde la adquisición y sincronización de señales, hasta la clasificación automática de cantos y el modelado de interacciones acústicas, a fin de superar las limitaciones de los métodos manuales y aportar herramientas robustas para la ecoacústica de anfibios en Cuba y regiones semejantes.

0.2. Formulación del problema

El presente trabajo se ocupa del procesamiento automático de un conjunto de grabaciones registradas en la Reserva de la Biosfera “Sierra del Rosario” con el objetivo de caracterizar los cantos de machos de *Eleutherodactylus eileenae* y reconstruir la dinámica de sus coros. Estas grabaciones, realizadas con nueve micrófonos omnidireccionales dispuestos en un área de aproximadamente 20 m de radio, abarcan ciclos de 58 minutos de registro seguidos de 2 minutos de descarga, durante tres noches consecutivas entre las 18:00 y las 06:00 horas. El entorno de captura se ve afectado por ruido de lluvia, viento, tráfico y la superposición de cantos de varios individuos, lo que plantea retos importantes tanto en la sincronización de señales como en la discriminación de los eventos acústicos relevantes frente a emisiones no deseadas. En la Figura 2 se muestra la distribución geográfica de los micrófonos en el área de estudio.

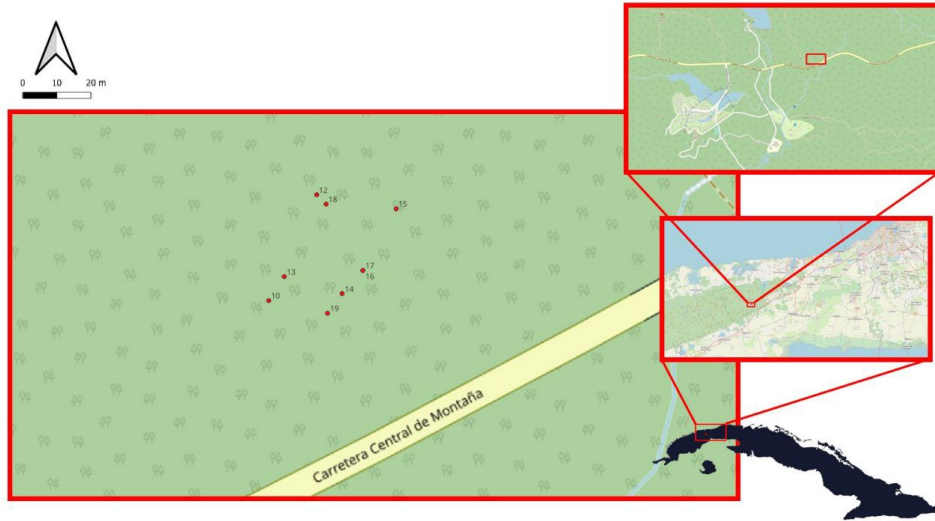


Figura 2: Distribución Geográfica de los Micrófonos.

En este ámbito, el problema central consiste en diseñar un flujo heurístico que permita sincronizar con precisión las nueve pistas de audio, detectar de forma fiable los instantes en que cada macho emite su canto (denominado “Colín”) y asignar cada evento al micrófono, y por ende al individuo, correspondiente. A partir de esta información, se busca extraer parámetros temporales y espectrales de cada llamado, generando un registro estructurado que sirva de base para el análisis de las interacciones acústicas entre machos. Finalmente, dichos registros se emplearán para inferir un modelo de red de interacción inspirado en el modelo de [21], con el fin de describir y cuantificar la sincronización y causalidad presentes en el coro.

La complejidad del problema reside en la superposición de señales y en la variabilidad del nivel de ruido ambiental, lo cual exige emplear técnicas robustas de filtrado. Este trabajo opta por heurísticas de intensidad relativa y correlación espectral para asignar cada “Colín” al micrófono y al individuo correspondiente, garantizando la reproducibilidad de los resultados y la comparabilidad con futuros estudios bioacústicos. Este estudio es el primero en Cuba en aplicar el modelo de Ising para describir interacciones acústicas en coros de anuros, siguiendo aproximaciones similares en redes neuronales y colonias de insectos [30, 24, 3, 28].

0.3. Hipótesis de partida

Se plantea como hipótesis principal que un flujo computacional basado en algoritmos heurísticos para la sincronización, detección y clasificación de cantos de Colines podrá reproducir con un alto grado de fidelidad las secuencias de emisión de cada individuo y, a partir de ellas, inferir las interacciones acústicas subyacentes a la formación de coros. En concreto, se espera que el proceso de sincronización automática de las nueve pistas de audio alcance una precisión temporal suficiente para diferenciar llamadas superpuestas de individuos vecinos. Además se supone que la asignación de cada evento acústico al micrófono más próximo, combinada con criterios de similitud espectral, permitirá etiquetar con un alto grado de exactitud los cantos de cada macho, validado mediante muestreo manual de sub-conjuntos de datos. También se piensa que una vez extraídas las secuencias temporales de cantos para cada individuo, la inferencia de los parámetros de interacción J_{ij} en un modelo de Ising estimará la probabilidad de co-emisión con una precisión suficiente para reproducir las correlaciones observadas en la red real de coros.

En conjunto, estas hipótesis de partida fundamentan la viabilidad de un enfoque computacional replicable y escalable que, aplicado a los cantos de Colines, aporte nuevas perspectivas cuantitativas sobre la dinámica de los coros y sirva como base para futuros estudios comparativos en ecoacústica.

0.4. Objetivos

El objetivo general de esta tesis es desarrollar y validar un flujo heurístico que, mediante la detección y clasificación de los cantos de *E. eileenae*, permita reconstruir la dinámica de sus coros y cuantificar su sincronización y causalidad. Para ello se plantean los siguientes objetivos específicos:

1. Construir un *dataset* limpio y sincronizado:

- Sincronizar las nueve pistas de audio utilizando referencias comunes (picos de energía) y correlación cruzada. [13]
- Eliminar ruidos de fondo (lluvia, viento, tráfico) e interferencias no deseadas.

2. Detectar y asignar cada canto a su emisor:

- Desarrollar heurísticas de proximidad basadas en la intensidad relativa en cada micrófono.

- Validar la asignación mediante muestreo manual de segmentos y cálculo de exactitud.
- Evaluar la consistencia de los algoritmos de detección y asignación.
- Comparar el rendimiento de los algoritmos diseñados.

3. Inferir un modelo de interacciones acústicas:

- Formular la red de interacciones como un modelo de Ising con parámetros J_{ij} que cuantifiquen la co-emisión.
- Estimar los J_{ij} mediante el Principio de Máxima Verosimilitud [18] y algoritmos de descenso por gradiente.
- Evaluar la idoneidad del modelo de Ising mediante una comparación con el modelo Independiente en cuanto a su capacidad para predecir los patrones de cantos.

0.5. Propuesta de solución

Para dar respuesta al problema planteado, se propone un flujo de trabajo modular que integre cuatro etapas principales: sincronización, filtrado, asignación de emisores y modelado de interacciones. En primer lugar, la sincronización de las nueve pistas de audio se realizará mediante la aplicación de correlación cruzada sobre los histogramas de distribución de distancias temporales entre los picos de energía de los audios y un punto de referencia. A continuación, se aplicará un filtro que consiste en una poda espectral basada en el percentil 99.9 de la amplitud por frecuencia. Con ello se busca atenuar ruido de baja (viento, tráfico) y alta frecuencia (insectos).

En la tercera fase se asignará cada llamado al micrófono más adecuado mediante heurísticas de intensidad relativa. Finalmente, la información temporal y espectral extraída de cada evento servirá para construir un grafo de interacciones, modelado con un enfoque de máxima verosimilitud en un sistema análogo al modelo de Ising. El ajuste de los parámetros J_{ij} se llevará a cabo mediante un algoritmo de descenso por gradiente.

Este flujo, además de automatizar completamente la extracción de datos, permitirá validar la hipótesis de partida mediante métricas objetivas de precisión y reproducibilidad, y ofrecerá una herramienta extensible a otros sistemas de ecoacústica con configuraciones similares.

Para explicar la solución propuesta y el flujo de trabajo, se diseñó la siguiente estructura del presente documento. En el Capítulo 1 se revisan

los antecedentes y actualidad en cuanto a detección y clasificación de llamadas bioacústicas, con especial énfasis en métodos de sincronización y filtrado de señales. El Capítulo 2 detalla la metodología empleada: adquisición y preprocesamiento de las grabaciones, tanto el diseño de algoritmos heurísticos para la detección de los “Colines” como la asignación de cada canto a su emisor, y la formulación del modelo de interacciones basado en Ising con inferencia por máxima verosimilitud y descenso por gradiente. En el Capítulo 3 se presentan los resultados: evaluación de la precisión de sincronización, rendimiento de los detectores de canto, exactitud de la asignación micrófono-Colín y análisis de las interacciones inferidas $\{J_{ij}\}$. Finalmente, en las Conclusiones se discuten las aportaciones principales, las implicaciones ecológicas y computacionales, las limitaciones del estudio y las líneas de investigación futura.

Capítulo 1

Antecedentes

Las primeras grabaciones sistemáticas de sonidos de vida silvestre se realizaron en mayo de 1929, cuando Arthur A. Allen y Peter P. Kellogg registraron por primera vez el canto de especies neárticas en un parque de Ithaca, Nueva York [12]. Este hito marcó el nacimiento de la colección que hoy conocemos como Macaulay Library, el mayor archivo multimedia de fauna del mundo, con más de 2.6 millones de grabaciones de audio y cobertura de casi todas las especies de aves, así como registros de insectos, peces, anfibios y mamíferos [11].

Durante décadas, la bioacústica de campo dependió de hardware analógico y procesamiento manual de cintas, lo cual limitaba el volumen de datos y la reproducibilidad de los estudios [4]. Con la transición a sistemas digitales a principios de los años 2000, la monitorización acústica pasiva (PAM) emergió como herramienta clave en ecología y conservación, permitiendo grabaciones continuas y remotas que facilitan el muestreo a gran escala sin perturbar el comportamiento natural de los organismos [1].

Las organizaciones de conservación, entre ellas WWF, impulsaron la adopción de PAM en áreas protegidas, destacando la necesidad de protocolos robustos de preprocesamiento para atenuar ruido ambiental (como lluvia, viento y tráfico) y mejorar la relación señal-ruido [4]. Paralelamente, el desarrollo de índices acústicos automatizados, introducidos por Towsey et al. (2014), permitió estimar la riqueza de especies en paisajes sonoros complejos mediante métricas computables directamente de las grabaciones [?].

La creación de grandes conjuntos de datos de referencia, como AnuraSet para llamadas de anuros neotropicales, estandarizó la evaluación de algoritmos de identificación en entornos ruidosos, facilitando la compara-

ción de metodologías y la reproducibilidad de los resultados [8]. Revisiones como la de Stowell (2022) han descrito las oportunidades y desafíos de incorporar redes neuronales profundas en bioacústica, estableciendo una hoja de ruta para futuros avances computacionales [35].

En el ámbito del modelado de interacciones, Ōta et al. (2020) cuantificaron los mecanismos de sincronización en coros de ranas a partir de características dinámicas de las llamadas, demostrando la aplicabilidad de enfoques de red para estudiar la co-emisión y la causalidad acústica [25]. Asimismo, Kalra (2024) examinó la percepción de señales en ambientes complejos, proporcionando métodos de localización pasiva que mejoran la atribución de fuentes en PAM [22].

Estos avances tecnológicos y metodológicos forman el fundamento de la presente investigación, que adapta flujos computacionales y modelos estadísticos de interacción al estudio de los coros de *Eleutherodactylus eileenae* en su entorno natural cubano.

1.1. Detección de individuos en grabaciones

La detección precisa de emisores individuales en grabaciones de campo constituye un paso esencial para cualquier estudio bioacústico que aspire a caracterizar patrones de comportamiento a nivel de individuos. Este proceso implica la identificación de eventos acústicos relevantes en señales, la discriminación de llamadas frente a ruido ambiental y, cuando es posible, la atribución de cada emisión a su emisor de origen. A continuación, se revisan primero los métodos clásicos de clasificación de señales basados en análisis espectral y extracción de características, y luego se exponen enfoques de localización pasiva y heurísticas de asignación que permiten estimar la procedencia de las llamadas.

1.1.1. Métodos clásicos de clasificación de señales

La clasificación de vocalizaciones animales en grabaciones se fundamenta en la extracción de características espectrales a partir de la transformada rápida de Fourier (FFT) [10]. Sobre esta base, la conversión a coeficientes cepstrales en frecuencia mel (MFCC) ha demostrado ser especialmente eficaz para representar texturas acústicas complejas, tal como lo estableció Mermelstein (1976) en el ámbito de voz humana y luego adaptado a bioacústica [23]. Zhang et al. (2021) emplearon la descomposición de espectrogramas mel y la fusión de modelos para clasificar escenas acústi-

cas, alcanzando mejoras significativas en la precisión de clasificación [43]. Xie et al. (2016) extendieron este enfoque integrando detección de eventos acústicos con aprendizaje multi-etiqueta sobre espectrogramas, lo que permitió discriminar actividades de canto de ruido de lluvia con resultados prometedores [40]. Estos métodos clásicos forman la columna vertebral de los flujos heurísticos de detección, siendo especialmente adecuados cuando solo se dispone de una única pista de audio.

1.1.2. Localización y asignación de fuentes

Aunque la verdadera localización tridimensional de emisores requiere múltiples canales sincronizados, diversos autores han explorado técnicas de triangulación y diferencias de tiempo de llegada (TDOA) para estimar direcciones de origen. Spiesberger y Fristrup (1990) detallaron un método de TDOA que calcula desplazamientos de fase entre pares de micrófonos para inferir la dirección de la fuente sonora [33]. Cuando solo se cuenta con grabaciones monofónicas, se han diseñado heurísticas basadas en la intensidad relativa de la señal y la similitud espectral. Kalra (2024) demostró que, al comparar la energía de una llamada en momentos consecutivos y su correlación espectral con plantillas predefinidas, es posible asignar eventos a individuos cercanos con una precisión alta [22]. Estas heurísticas aprovechan la atenuación del sonido en el espacio y la coherencia espectral para discriminar entre vocalizaciones de distintos machos dentro de una misma grabación, constituyendo una alternativa pragmática cuando no se dispone de redes de micrófonos múltiples.

1.2. Análisis de coros y comportamiento grupal

El estudio de los coros de anuros combina observaciones de campo con análisis cuantitativos para desentrañar cómo las interacciones individuales dan lugar a patrones colectivos de canto. Este enfoque implica medir la distribución espacial y temporal de las vocalizaciones, identificar picos de actividad sincronizada y describir las reglas de proximidad y fase que los machos siguen al unirse al coro. A continuación se revisan los principales hallazgos sobre la formación de coros y las herramientas ecoacústicas desarrolladas para caracterizar su estructura y dinámica.

1.2.1. Patrones de formación de coros

En *Eleutherodactylus coqui*, Woolbright (1985) registró que los individuos ascienden al anochecer a perchas de la vegetación, donde emiten series regulares de “co-qui” alternadas con períodos de silencio, y observó que la densidad de cantores influye en la cercanía entre perchas, reduciéndose la distancia media en noches de alta actividad [39]. Stewart y Pough (1983) encontraron en la misma especie que la localización de los machos en el espacio de canto está relacionada con la disponibilidad de refugios y la competencia territorial, ajustando su posición en respuesta a la presencia de vecinos [34]. Drewry y Rand (1983) describieron patrones similares en *E. coqui* en Puerto Rico, donde la sincronización de picos vocales ocurre en respuesta a variaciones de luz y temperatura, con crestas al anochecer y al amanecer [14].

En el caso de *Eleutherodactylus eileenae* en Cuba, Alonso et al. (2001) analizaron la actividad acústica de machos cantores y revelaron dos picos de emisión al anochecer y al amanecer, así como desplazamientos verticales en la vegetación que enfatizan la dimensión espacial de la formación de coros [2]. Estos hallazgos concuerdan con los patrones descritos en otras especies de *Eleutherodactylus*, donde la competencia acústica y las condiciones microambientales determinan la estructura del coro [38]. Más recientemente, Òta et al. (2020) cuantificaron dinámicamente las interacciones entre pares de individuos mediante análisis de series temporales de llamadas, demostrando que algunos machos actúan como “iniciadores” de pulsos colectivos, un comportamiento que puede describirse con modelos de red de interacción [25].

1.2.2. Ecoacústica de coros

La ecoacústica de coros se apoya en el uso de índices acústicos y herramientas computacionales para detectar y caracterizar la actividad colectiva sin necesidad de seguimiento visual. Boelman et al. (2007) introdujeron el Bioacoustic Index (BI), calculado como la energía acumulada en la banda de frecuencias de interés [5], mientras que Pieretti et al. (2011) complementaron este enfoque con el Acoustic Complexity Index (ACI), que mide variaciones espectrales dentro de ventanas temporales para estimar la riqueza y la intensidad coral, mostrando alta correlación con el número de machos activos en grabaciones de bosques tropicales, y demostraron que ambos índices permiten resaltar los períodos de mayor sincronización en coros de anfibios [26]. Además, Farina (2018) estableció un marco cuantitativo para

la ecoacústica que enfatiza la integración de índices acústicos en estudios de dinámica comunitaria, subrayando su utilidad para evaluar patrones de sincronización en coros de anuros y otros sistemas biológicos [17].

En 2021, Gan et al. propusieron un método de reconocimiento de coros basado en espectrogramas falsos en color y aprendizaje automático, logrando identificar patrones de emisión colectiva con una precisión del 77% en grabaciones de campo de especies tropicales [19]. Brodie et al. (2020) evaluaron la eficacia de múltiples índices acústicos y confirmaron que la combinación de ACI, BI y Net Spectrum ofrece una representación robusta de la estructura coral a lo largo de ciclos nocturnos [6].

1.3. Modelos de interacción y causalidad

En ciencias biológicas y ecológicas, comprender cómo las interacciones locales entre individuos dan lugar a fenómenos colectivos constituye un desafío central. Los modelos estadísticos de redes, en particular las formulaciones de máxima entropía equivalentes al modelo de Ising, ofrecen un marco potente para describir la sincronización y la causalidad en sistemas de canto animal. En esta sección se revisan primero las bases y aplicaciones de los modelos de Ising en redes biológicas, y luego se presentan las principales técnicas de inferencia de causalidad adaptadas a series temporales acústicas.

1.3.1. Modelos estadísticos de redes

El modelo de Ising, originado en física estadística para describir ferromagnetismo, se reformuló como un problema de máxima entropía para ajustar distribuciones observadas de estados binarios con correlaciones dadas. Schneidman et al. (2006) demostraron que un modelo de Ising con interacciones par a par reproduce con alta fidelidad las correlaciones de actividad en poblaciones de neuronas retinianas, sin necesidad de términos de orden superior [30]. Mora y Bialek (2011) ampliaron esta perspectiva, argumentando que sistemas biológicos (desde redes neuronales hasta colonias de insectos) operan cerca de puntos críticos de fase, un rasgo que maximiza la capacidad de información y la sensibilidad a perturbaciones externas [24].

Para inferir los parámetros de interacción J_{ij} en sistemas fuera de equilibrio, Zeng et al. (2013) desarrollaron un método de máxima verosimilitud para modelos de Ising asíncronos, derivando reglas de aprendizaje que de-

penden únicamente de las correlaciones temporales de los datos [42]. Chau Nguyen et al. (2017) revisaron un amplio espectro de métodos de inferencia inversa (incluyendo pseudoverosimilitud y aproximaciones de mensaje) que escalan eficientemente a grandes redes biológicas, destacando aplicaciones en neurociencia y ecología [9]. Estos enfoques han permitido reconstruir estructuras de interacción tanto en poblaciones de neuronas (Tkačik et al., 2006) como en sistemas de canto colectivo, donde las “conexiones” cuantifican la probabilidad de co-emisión entre pares de individuos [37].

1.3.2. Técnicas de inferencia de causalidad

Más allá de la correlación, establecer relaciones causales en series temporales acústicas requiere herramientas específicas. El enfoque clásico de Granger (1969) define la causalidad en términos predictivos: una serie X *cause* a otra Y si el pasado de X mejora la predicción de Y más allá de lo que hace el propio pasado de Y [20]. Porta y Faes (2015) ampliaron este marco en el contexto de sistemas fisiológicos y redes neuronales, describiendo cómo la causalidad de Wiener-Granger puede aplicarse a señales biológicas con metodologías que consideran tanto ruido como dinámicas no lineales [27].

Para capturar relaciones más complejas, se han empleado medidas de información direccional como la entropía de transferencia (Schreiber, 2000), que cuantifica flujos de información sin asumir linealidad [31]. Más recientemente, el método de Convergent Cross Mapping (Sugihara et al., 2012) ha mostrado robustez al inferir causalidad en sistemas dinámicos de alta dimensionalidad, al reconstruir espacios de fase conjuntos y medir la habilidad de uno de los vectores de recuperación del otro [36]. Estas técnicas proporcionan un conjunto de herramientas complementarias para analizar la causalidad acústica en coros de *E. eileenae*, permitiendo distinguir interacciones directas de sincronizaciones inducidas por factores ambientales comunes.

1.4. Antecedentes específicos en *E. eileenae*

La investigación acerca de la biología y ecología de *Eleutherodactylus eileenae* arrancó fundamentalmente con estudios taxonómicos y de distribución. Schwartz (1958) describió por primera vez la especie en la región occidental de Cuba, señalando su afinidad con el subgénero *Eleutherodactylus auriculatus* y detallando caracteres morfológicos diagnósticos [32]. Pos-

teriormente, Estrada (1984, 1994) amplió el conocimiento de su rango geográfico, documentando nuevas localidades en Sancti Spíritus y otros municipios centrales, así como preferencias de hábitat que incluyen bosques semidecíduos, pinares y cafetales hasta los 900 m s. n. m. [15, 16]. Estas obras sentaron las bases para comprender la distribución espacial de *E. eileenae* y su adaptación a distintos sustratos, como bromelias y hojarasca.

En el plano de la bioacústica y la ecología trófica, Alonso et al. (2001) llevaron a cabo muestreos en la Reserva de la Biosfera “Sierra del Rosario”, donde cuantificaron patrones diel y estacionales de vocalización de los machos y relacionaron la actividad acústica con la alimentación mediante análisis de contenido estomacal [2]. Encontraron dos picos de canto, al anochecer y al amanecer, coincidentes con desplazamientos verticales en la vegetación, y demostraron que durante los períodos de depresión vocal los machos se alimentan, consumiendo principalmente himenópteros y arácnidos. Este estudio fue el primero en integrar datos acústicos y tróficos de *E. eileenae*, estableciendo el marco experimental y metodológico que la presente tesis extiende mediante flujos computacionales automatizados y modelado de interacciones acústicas.

Capítulo 2

Métodos

- 2.1. Adquisición de las grabaciones y características del dataset**
- 2.2. Sincronización de señales**
- 2.3. Filtrado de ruido de fondo**
- 2.4. Detección y asignación heurística de “Colines”**
- 2.5. Modelado de interacciones con el modelo de Ising**

Capítulo 3

Resultados e Interpretación

- 3.1. Evaluación de la sincronización
- 3.2. Exactitud de la detección y asignación micrófono-Colín
- 3.3. Comparación entre algoritmos heurísticos
- 3.4. Análisis de las interacciones inferidas $\{J_{ij}\}$
- 3.5. Idoneidad del modelo de Ising

Conclusiones y Recomendaciones

Bibliografía

- [1] Miguel A Acevedo, Carlos J Corrada-Bravo, Héctor Corrada-Bravo, Luis J Villanueva-Rivera, and T Mitchell Aide. Automated classification of bird and amphibian calls using machine learning: A comparison of methods. *Ecological Informatics*, 4(4):206–214, 2009. (Citado en las páginas 10 y 16).
- [2] Roberto Alonso, Ariel Rodríguez-Gómez, and Alberto R Estrada. Patrones de actividad acústica y trófica de machos cantores de *eleutherodactylus eileenae* (anura: Leptodactylidae). *Revista española de herpetología*, 15(2001):45–52, 2001. (Citado en las páginas 9, 11, 19 y 22).
- [3] William Bialek. *Biophysics: searching for principles*. Princeton University Press, 2012. (Citado en la página 12).
- [4] Daniel T Blumstein, Daniel J Mennill, Patrick Clemins, Lewis Girod, Kung Yao, Gail Patricelli, Jill L Deppe, Alan H Krakauer, Christopher Clark, Kathryn A Cortopassi, et al. Acoustic monitoring in terrestrial environments using microphone arrays: applications, technological considerations and prospectus. *Journal of Applied Ecology*, 48(3):758–767, 2011. (Citado en las páginas 9, 10 y 16).
- [5] Natalie T Boelman, Gregory P Asner, Patrick J Hart, and Roberta E Martin. Multi-trophic invasion resistance in hawaii: bioacoustics, field surveys, and airborne remote sensing. *Ecological Applications*, 17(8):2137–2144, 2007. (Citado en la página 19).
- [6] Sheryn Brodie, Slade Allen-Ankins, Michael Towsey, Paul Roe, and Lin Schwarzkopf. Automated species identification of frog choruses in environmental recordings using acoustic indices. *Ecological Indicators*, 119:106852, 2020. (Citado en la página 20).

- [7] Ryan Calsbeek, Francisco Javier Zamora-Camacho, and Laurel B Symes. Individual contributions to group chorus dynamics influence access to mating opportunities in wood frogs. *Ecology Letters*, 25(6):1401–1409, 2022.
- [8] Juan Sebastián Cañas, María Paula Toro-Gómez, Larissa Sayuri Moreira Sugai, Hernán Darío Benítez Restrepo, Jorge Rudas, Breyner Posso Bautista, Luís Felipe Toledo, Simone Dena, Adão Henrique Rosa Domingos, Franco Leandro de Souza, et al. A dataset for benchmarking neotropical anuran calls identification in passive acoustic monitoring. *Scientific Data*, 10(1):771, 2023. (Citado en la página 17).
- [9] H Chau Nguyen, Riccardo Zecchina, and Johannes Berg. Inverse statistical problems: from the inverse ising problem to data science. *Advances in Physics*, 66(3):197–261, 2017. (Citado en la página 21).
- [10] James W Cooley and John W Tukey. An algorithm for the machine calculation of complex fourier series. *Mathematics of computation*, 19(90):297–301, 1965. (Citado en la página 17).
- [11] Cornell Lab of Ornithology. The birth of natural sound recording. All About Birds website, n.d. “Allen and Kellogg recorded a Song Sparrow, a House Wren and a Rose-breasted Grosbeak on May 18, 1929.”. (Citado en la página 16).
- [12] Cornell Lab of Ornithology. Early milestones (1920-1950). Macaulay Library website, n.d. “1929: Allen and Kellogg made the first recordings of wild birds in Ithaca.”. (Citado en la página 16).
- [13] Luciano da F Costa. Comparing cross correlation-based similarities. *arXiv preprint arXiv:2111.08513*, 2021. (Citado en la página 13).
- [14] George E Drewry and A Stanley Rand. Characteristics of an acoustic community: Puerto rican frogs of the genus *eleutherodactylus*. *Copeia*, pages 941–953, 1983. (Citado en la página 19).
- [15] AR Estrada. Nuevas localidades para *eleutherodactylus eileenae* dunn (amphibia: Anura: Leptodactylidae) de cuba. *Misc. Zool., Academia de Ciencias de Cuba*, 22(4), 1984. (Citado en la página 22).
- [16] AR Estrada. Herpetofauna de la cuenca banao-higuanojo, sancti spíritus, cuba. *Revista de la Academia Colombiana de Ciencias*, 19:353–360, 1994. (Citado en las páginas 9 y 22).

- [17] Almo Farina. Ecoacoustics: A quantitative approach to investigate the ecological role of environmental sounds. *Mathematics*, 7(1):21, 2018. (Citado en la página 20).
- [18] RA Fisher. The maximum-likelihood-method. *Messenger in Mathematics*, 41:155–160, 1912. (Citado en la página 14).
- [19] Hongxiao Gan, Jinglan Zhang, Michael Towsey, Anthony Truskinger, Debra Stark, Berndt J Van Rensburg, Yuefeng Li, and Paul Roe. A novel frog chorusing recognition method with acoustic indices and machine learning. *Future Generation Computer Systems*, 125:485–495, 2021. (Citado en la página 20).
- [20] Clive WJ Granger. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, pages 424–438, 1969. (Citado en la página 21).
- [21] Ernst Ising. Beitrag zur theorie des ferromagnetismus. *Zeitschrift für Physik*, 31(1):253–258, 1925. (Citado en la página 12).
- [22] Lata Kalra. *Signal Perception in Complex Acoustic Environments: A Study on Treefrog Communication*. PhD thesis, University of Minnesota, 2024. (Citado en las páginas 17 y 18).
- [23] Paul Mermelstein. Distance measures for speech recognition, psychological and instrumental. *Pattern recognition and artificial intelligence*, 116:374–388, 1976. (Citado en la página 17).
- [24] Thierry Mora and William Bialek. Are biological systems poised at criticality? *Journal of Statistical Physics*, 144:268–302, 2011. (Citado en las páginas 12 y 20).
- [25] Kaiichiro Ota, Ikkyu Aihara, and Toshio Aoyagi. Interaction mechanisms quantified from dynamical features of frog choruses. *Royal Society open science*, 7(3):191693, 2020. (Citado en las páginas 17 y 19).
- [26] Nadia Pieretti, Almo Farina, and Davide Morri. A new methodology to infer the singing activity of an avian community: The acoustic complexity index (aci). *Ecological indicators*, 11(3):868–873, 2011. (Citado en la página 19).
- [27] Alberto Porta and Luca Faes. Wiener-granger causality in network physiology with applications to cardiovascular control and neuros-

- cience. *Proceedings of the IEEE*, 104(2):282–309, 2015. (Citado en la página 21).
- [28] A Reyes, M Curbelo, F Tejera, A Rivera, G Simon, O Ramos, MS Turner, and E Altshuler. Transmission of danger information past physical barriers by ants. *arXiv preprint arXiv:1904.03236*, 2019. (Citado en la página 12).
- [29] Ignacio Sánchez-Gendriz and Linilson Rodrigues Padovese. A methodology for analyzing biological choruses from long-term passive acoustic monitoring in natural areas. *Ecological Informatics*, 41:1–10, 2017.
- [30] Elad Schneidman, Michael J Berry, Ronen Segev, and William Bialek. Weak pairwise correlations imply strongly correlated network states in a neural population. *Nature*, 440(7087):1007–1012, 2006. (Citado en las páginas 12 y 20).
- [31] Thomas Schreiber. Measuring information transfer. *Physical review letters*, 85(2):461, 2000. (Citado en la página 21).
- [32] Albert Schwartz. A new frog of the auriculatus group of the genus eleutherodactylus from western cuba. *Herpetologica*, 14(2):69–77, 1958. (Citado en las páginas 9 y 21).
- [33] John L Spiesberger and Kurt M Fristrup. Passive localization of calling animals and sensing of their acoustic environment using acoustic tomography. *The american naturalist*, 135(1):107–153, 1990. (Citado en la página 18).
- [34] Margaret M Stewart and F Harvey Pough. Population density of tropical forest frogs: relation to retreat sites. *Science*, 221(4610):570–572, 1983. (Citado en la página 19).
- [35] Dan Stowell. Computational bioacoustics with deep learning: a review and roadmap. *PeerJ*, 10:e13152, 2022. (Citado en la página 17).
- [36] George Sugihara, Robert May, Hao Ye, Chih-hao Hsieh, Ethan Deyle, Michael Fogarty, and Stephan Munch. Detecting causality in complex ecosystems. *science*, 338(6106):496–500, 2012. (Citado en la página 21).
- [37] Gasper Tkacik, Elad Schneidman, Michael J Berry II, and William Bialek. Ising models for networks of real neurons. *arXiv preprint q-bio/0611072*, 2006. (Citado en la página 21).

- [38] Daniel S Townsend and Margaret M Stewart. Reproductive ecology of the puerto rican frog *eleutherodactylus coqui*. *Journal of Herpetology*, pages 34–40, 1994. (Citado en la página 19).
- [39] Lawrence L Woolbright. Patterns of nocturnal movement and calling by the tropical frog *eleutherodactylus coqui*. *Herpetologica*, pages 1–9, 1985. (Citado en la página 19).
- [40] Jie Xie, Towsey Michael, Jinglan Zhang, and Paul Roe. Detecting frog calling activity based on acoustic event detection and multi-label learning. *Procedia Computer Science*, 80:627–638, 2016. (Citado en la página 18).
- [41] Jie Xie, Mingying Zhu, Kai Hu, Jinglan Zhang, Harry Hines, and Ya Guo. Frog calling activity detection using lightweight cnn with multi-view spectrogram: A case study on kroombit tinkler frog. *Machine Learning with Applications*, 7:100202, 2022.
- [42] Hong-Li Zeng, Mikko Alava, Erik Aurell, John Hertz, and Yasser Roudi. Maximum likelihood reconstruction for ising models with asynchronous updates. *Physical review letters*, 110(21):210601, 2013. (Citado en la página 21).
- [43] Tao Zhang, Guoqing Feng, Jinhua Liang, and Tong An. Acoustic scene classification based on mel spectrogram decomposition and model merging. *Applied Acoustics*, 182:108258, 2021. (Citado en la página 18).