



**TÍTULO DEL TFG: CARACTERIZACIÓN DE DIVERSIDAD ACÚSTICA  
EN DOÑANA Y COMPARACIÓN CON LA DIVERSIDAD AVIAR**

**MODALIDAD DEL TFG: CONVENCIONAL**

**CONVOCATORIA: ORDINARIA ABRIL 2025**

**ALUMNO / A: GONZALO DE ANTONIO SIERRA**

**TUTOR / A: MAR ANGULO MARTÍNEZ**

**GRADO: MATEMÁTICA COMPUTACIONAL**



## **AGRADECIMIENTOS**

Quiero dar las gracias a Mar Angulo, Irene Mendoza y Javier Algarra, quienes han estado a mi lado en todo este proceso, compartiendo su ayuda, paciencia y experiencia para que este proyecto se hiciese realidad. También agradezco a mis amigos y familiares por aguantarme y apoyarme siempre.

# Índice de contenidos

ÍNDICE DE CONTENIDOS	4
ÍNDICE DE FIGURAS	6
ÍNDICE DE TABLAS	8
ABSTRACT	9
RESUMEN	10
<b>1. INTRODUCCIÓN</b>	<b>11</b>
1.1. MOTIVACIÓN Y CONTEXTO	11
1.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	12
1.2.1 Importancia de la diversidad aviar	13
1.2.2 Aplicabilidad de los índices acústicos	13
1.3. OBJETIVOS DEL TRABAJO	14
<b>2. ESTADO DE LA CUESTIÓN</b>	<b>15</b>
2.1. MARCO TEÓRICO DEL TRABAJO	15
2.1.1 Índices acústicos	15
2.1.1.1 Índice de Complejidad Acústica (ACI)	16
2.1.1.2 Índice de Diversidad Acústica (ADI)	16
2.1.1.3 Índice de Uniformidad/Equitatividad Acústica (AEI)	17
2.1.1.4 Índice Bioacústico (BIO)	18
2.1.1.5 Índice de Diferencia de Paisaje Sonoro Normalizado (NDSI)	18
2.1.1.6 Índice de Entropía Acústica (H)	19
2.1.1.7 Índice de Riqueza Acústica (AR)	19
2.1.2 Pseudoreplicación temporal y bootstrapping	19
2.1.3 Rarefacción	20
2.1.4 Contrastes de hipótesis	20
2.1.4.1 Contraste de Shapiro-Wilk	21
2.1.4.2 Contraste U de Mann-Whitney	21
2.1.4.3 Contraste de Kruskal-Wallis	21
2.1.5 Índice de Shannon	21
2.1.6 Análisis temporal	22
2.1.6.1 Series temporales	22
2.1.6.2 Contraste de Dickey-Fuller	22
2.1.6.3 Autocorrelación y Autocorrelación Parcial	23
2.1.6.4 Descomposición Temporal	23
2.1.6.5 Modelos ARIMA	23
2.1.6.6 Modelos SARIMA	24
2.1.6.7 Contraste de Jarque-Bera	24
2.1.6.8 Contraste de Ljung-Box	25
2.2. TRABAJOS RELACIONADOS	25
2.2.1 Predicción de la diversidad de aves a través de índices acústicos	25
2.2.2 Análisis meta-analítico sobre índices acústicos como indicadores de biodiversidad	25
2.2.3 Aplicación de índices acústicos en la caracterización de la diversidad en Doñana	26
<b>3. ASPECTOS METODOLÓGICOS</b>	<b>27</b>
3.1. METODOLOGÍA	27
3.1.1 Preparación de los datos	27
3.1.2 Cálculo de índices acústicos	27
3.1.3 Análisis e inferencia sobre los datos	28
3.2. TECNOLOGÍAS EMPLEADAS	28
3.2.1 Lenguajes y entornos de desarrollo	28
3.2.2 Librerías y herramientas específicas	29
3.2.3 Bases de datos y herramientas de business intelligence	29
<b>4. DESARROLLO DEL TRABAJO</b>	<b>30</b>

4.1.	PREPROCESADO Y CÁLCULO DE ÍNDICES ACÚSTICOS	30
4.2.	ANÁLISIS ESPACIAL DE LOS ÍNDICES ACÚSTICOS	31
4.3.	ANÁLISIS DE SERIES TEMPORALES SOBRE LOS ÍNDICES ACÚSTICOS	37
4.3.1	<i>Estudio a nivel anual</i>	37
4.3.2	<i>Variabilidad diaria y estacionalidad de la diversidad acústica</i>	49
4.4.	DIVERSIDAD AVIAR	52
<b>5.</b>	<b>CONCLUSIONES</b>	<b>56</b>
<b>6.</b>	<b>REFERENCIAS</b>	<b>58</b>
<b>7.</b>	<b>ANEXOS</b>	<b>61</b>

# Índice de figuras

Figura 1.1 Grabadora inteligente instalada en la Reserva Biológica de Doñana desarrollada dentro del proyecto BIRDeep. El dispositivo acopla una grabadora AudioMoth (Hill et al. 2020) con un procesador Orange-Pi, para poder enviar los audios en tiempo real a un servidor instalado en la Reserva Biológica de Doñana.	12
Figura 1.2 Mapa de las grabadoras en la Reserva Biológica de Doñana, asociadas a la infraestructura de la ICTS-RBD.	13
Figura 4.1 Diagrama de caja del índice BIO por grabadora y zona.	32
Figura 4.2 Diagrama de caja del índice NDSI por grabadora y zona.	32
Figura 4.3 Grafo de relaciones entre grabadoras por Mann-Whitney sobre el Parque Natural de Doñana.	34
Figura 4.4 Diagramas de caja y violín del índice BIO agrupado por zonas.	35
Figura 4.5 Diagramas de caja y violín del índice NDSI agrupado por zonas.	35
Figura 4.6 Grafo de relaciones de los índices por zonas con un 95% de confianza aplicando Mann-Whitney sobre el Parque Natural de Doñana.	36
Figura 4.7 Serie temporal con tendencia del índice BIO comparado por zonas.	37
Figura 4.8 Serie temporal con tendencia del índice NDSI comparado por zonas.	38
Figura 4.9 Descomposición de la serie temporal del índice BIO por zonas.	39
Figura 4.10 Descomposición de la serie temporal del índice NDSI por zonas.	39
Figura 4.11 Gráficos ACF y PACF para el índice BIO por zonas.	41
Figura 4.12 Gráficos ACF y PACF para el índice NDSI por zonas.	41
Figura 4.13 Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice BIO en Marisma.	42
Figura 4.14 Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice BIO en Matorral.	44
Figura 4.15 Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice BIO en Vera.	45
Figura 4.16 Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice NDSI en Marisma.	46
Figura 4.17 Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice NDSI en Matorral.	47
Figura 4.18 Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice NDSI en Vera.	48
Figura 4.19 Mapa de calor del índice BIO a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.	50
Figura 4.20 Mapa de calor del índice NDSI a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.	51
Figura 4.21 Evolución mensual del índice BIO, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.	52
Figura 4.22 Evolución mensual del índice NDSI, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.	53
Figura 4.23 Mapa de calor de la correlación cruzada de los índices acústicos respecto del índice de Shannon.	54
Figura 7.1 Curva de rarefacción de los índices acústicos	61
Figura 7.2 Diagrama de caja del índice ACI por grabadora y zona.	62
Figura 7.3 Diagrama de caja del índice ADI por grabadora y zona.	62
Figura 7.4 Diagrama de caja del índice AEI por grabadora y zona.	62
Figura 7.5 Diagrama de caja del índice H por grabadora y zona.	63
Figura 7.6 Diagrama de caja del índice AR por grabadora y zona.	63
Figura 7.7 Diagramas de caja y violín del índice ACI agrupado por zonas.	64
Figura 7.8 Diagramas de caja y violín del índice ADI agrupado por zonas.	64
Figura 7.9 Diagramas de caja y violín del índice AEI agrupado por zonas.	64
Figura 7.10 Diagramas de caja y violín del índice H agrupado por zonas.	65
Figura 7.11 Diagramas de caja y violín del índice AR agrupado por zonas.	65
Figura 7.12 Serie temporal con tendencia del índice ACI comparado por zonas	66
Figura 7.13 Serie temporal con tendencia del índice ADI comparado por zonas	66
Figura 7.14 Serie temporal con tendencia del índice AEI comparado por zonas	67
Figura 7.15 Serie temporal con tendencia del índice H comparado por zonas	67
Figura 7.16 Serie temporal con tendencia del índice AR comparado por zonas	68
Figura 7.17 Descomposición de la serie temporal del índice ACI por zonas.	68
Figura 7.18 Descomposición de la serie temporal del índice ADI por zonas.	69
Figura 7.19 Descomposición de la serie temporal del índice AEI por zonas.	70
Figura 7.20 Descomposición de la serie temporal del índice H por zonas.	71

<i>Figura 7.21 Descomposición de la serie temporal del índice AR por zonas.</i>	72
<i>Figura 7.22 Gráficos ACF y PACF para el índice ACI por zonas.</i>	72
<i>Figura 7.23 Gráficos ACF y PACF para el índice ADI por zonas.</i>	73
<i>Figura 7.24 Gráficos ACF y PACF para el índice AEI por zonas.</i>	73
<i>Figura 7.25 Gráficos ACF y PACF para el índice H por zonas.</i>	73
<i>Figura 7.26 Gráficos ACF y PACF para el índice AR por zonas.</i>	73
<i>Figura 7.27 Mapa de calor del índice ACI a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.</i>	74
<i>Figura 7.28 Mapa de calor del índice ADI a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.</i>	74
<i>Figura 7.29 Mapa de calor del índice AEI a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.</i>	75
<i>Figura 7.30 Mapa de calor del índice H a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.</i>	75
<i>Figura 7.31 Mapa de calor del índice AR a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.</i>	76
<i>Figura 7.32 Evolución mensual del índice ACI, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.</i>	76
<i>Figura 7.33 Evolución mensual del índice ADI, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.</i>	77
<i>Figura 7.34 Evolución mensual del índice AEI, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.</i>	77
<i>Figura 7.35 Evolución mensual del índice H, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.</i>	78
<i>Figura 7.36 Evolución mensual del índice AR, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.</i>	78
<i>Figura 7.37 Mapa de calor de la correlación entre los índices acústicos.</i>	79

# Índice de tablas

<i>Tabla 4.1 Audios procesados por grabadora.</i>	31
<i>Tabla 4.2 Resultados del modelo SARIMA para el índice BIO en Marisma.</i>	42
<i>Tabla 4.3 Resultados del modelo SARIMA para el índice BIO en Matorral.</i>	43
<i>Tabla 4.4 Resultados del modelo SARIMA para el índice BIO en Vera.</i>	44
<i>Tabla 4.5 Resultados del modelo SARIMA para el índice NDSI en Marisma.</i>	46
<i>Tabla 4.6 Resultados del modelo SARIMA para el índice NDSI en Matorral.</i>	47
<i>Tabla 4.7 Resultados del modelo SARIMA para el índice NDSI en Vera.</i>	48

## **ABSTRACT**

This work aims to validate the potential of ecoacoustics for monitoring avian diversity in Doñana through a scalable methodology that converts acoustic recordings into ecologically interpretable metrics. With this aim, the spatial-temporal variability of several acoustic indices was analyzed and contrasted with traditional visual censuses, using statistical techniques such as bootstrapping, hypothesis testing, and time series models to extract significant patterns of avian activity. This approach seeks to determine the effectiveness of ecoacoustics as a complementary and low-cost tool and its ability for providing robust and useful monitoring data useful for the conservation and management of ecosystems.

## **RESUMEN**

Este trabajo tiene como objetivo validar el potencial de la ecoacústica para el monitoreo de la diversidad de aves en Doñana, mediante una metodología escalable que convierte grabaciones acústicas en métricas ecológicamente interpretables. Con este propósito, se analizó la variabilidad espacio-temporal de varios índices acústicos y se contrastó con censos visuales tradicionales, utilizando técnicas estadísticas como el bootstrapping, pruebas de hipótesis y modelos de series temporales para extraer patrones significativos de actividad aviar. Este enfoque busca determinar la eficacia de la ecoacústica como una herramienta complementaria y de bajo costo, así como su capacidad para proporcionar datos de monitoreo sólidos y útiles para la conservación y gestión de los ecosistemas.

# 1. Introducción

## 1.1. Motivación y contexto

El Parque Nacional de Doñana es uno de los humedales de Europa más importantes en términos de biodiversidad, ya que albergan una gran variedad de especies de aves tanto residentes como migratorias. La conservación de esta diversidad biológica es fundamental para el equilibrio ecológico y el mantenimiento de los servicios ecosistémicos. Sin embargo, la presión antropogénica, el cambio climático y la degradación del hábitat amenazan la estabilidad de estas comunidades aviarias ([Zorrilla-Miras et al., 2014](#)).

La monitorización acústica pasiva (PAM, por sus siglas en inglés *Passive Acoustic Monitoring*) permite registrar de manera continua y automática la actividad sonora presente en sistemas naturales, una herramienta valiosa para el estudio de la diversidad biológica. La ecoacústica es un campo en crecimiento que estudia los sistemas acústicos desde una perspectiva ecológica, permitiendo evaluar la biodiversidad a partir del análisis del paisaje sonoro (Vázquez, 2022). Este enfoque permite la identificación de patrones de actividad acústica y su relación con la composición de especies, sin la necesidad de observación directa.

Este trabajo se realiza en colaboración con el proyecto BIRDeep ([Márquez-Rodríguez et al., 2025](#)). El proyecto ha supuesto el desarrollo de una ciber-infraestructura para la monitorización acústica pasiva en el entorno de Doñana. Esto permite hacer un seguimiento en tiempo real de cambios en la diversidad de avifauna en la zona, incluyendo la llegada y partida de especies migratorias. Para ello, se han instalado grabadoras acústicas en diferentes zonas estratégicas del parque natural, permitiendo una recopilación de datos a gran escala y con alta resolución temporal.



**Figura 1.1** Grabadora inteligente instalada en la Reserva Biológica de Doñana desarrollada dentro del proyecto BIRDeep. El dispositivo acopla una grabadora AudioMoth (Hill et al. 2020) con un procesador Orange-Pi, para poder enviar los audios en tiempo real a un servidor instalado en la Reserva Biológica de Doñana.

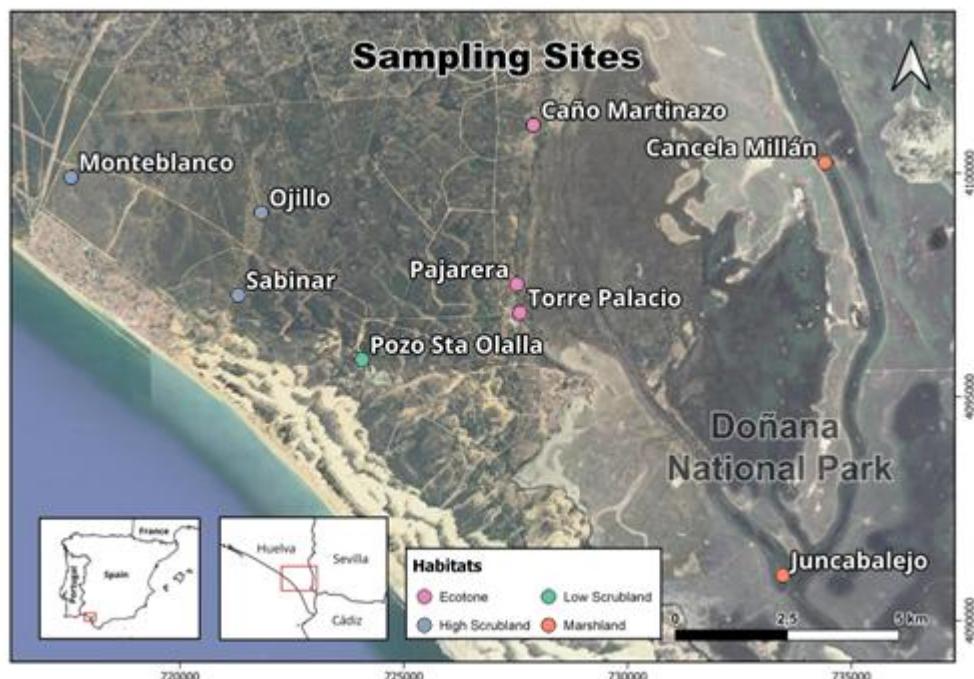
El interés de este trabajo radica en la aplicación de índices acústicos para cuantificar la diversidad acústica del Parque Nacional de Doñana, con un especial énfasis en comprender si se relaciona con la diversidad aviar en Doñana. Los índices acústicos son descriptores numéricos que permiten resumir la energía acústica de las grabaciones sonoras, reflejando patrones ecológicos de manera cuantificable ([Alcocer et al., 2022](#); [Bradfer-Lawrence et al. 2019](#)). Estos índices permiten sintetizar la información acústica de la región monitorizada. Han sido utilizados en diversos estudios ([Xiang et al., 2023](#)) para estimar la riqueza de especies y la complejidad del paisaje sonoro.

## 1.2. Planteamiento del problema

La diversidad aviar en Doñana varía de manera espacio-temporal debido a factores climáticos, estacionales, la estructura de la vegetación y antrópicos. Sin embargo, la monitorización continua de estas variaciones es un desafío. Los métodos convencionales como censos realizados por expertos ornitólogos, aunque efectivos, presentan limitaciones en cuanto a cobertura espacial y temporal, ya que ningún observador puede permanecer en el campo las veinticuatro horas del día ni los

trescientos sesenta y cinco días del año. En este contexto, la ecoacústica ofrece una solución innovadora al permitir el seguimiento a gran escala espacio-temporal con menor esfuerzo de muestreo.

Para ello, se han instalado grabadoras estratégicamente distribuidas en el parque, que han permitido obtener y contar con una base de datos robusta para el análisis (Fig. 1.2).



**Figura 1.2** Mapa de las grabadoras en la Reserva Biológica de Doñana, asociadas a la infraestructura de la ICTS-RBD.

### 1.2.1 Importancia de la diversidad aviar

Las aves desempeñan funciones ecológicas fundamentales, como la dispersión de semillas, el control de insectos y la regulación de la cadena trófica. Además, sirven de indicadores de otros procesos de cambio global, ya que son sensibles a los cambios de temperatura y de hábitat. Por lo tanto, podemos usar las aves como indicadores del estado de salud de los ecosistemas de Doñana. Este Parque Nacional alberga diversos ecosistemas como marismas, veras, matorrales y lagunas, la riqueza de especies es particularmente elevada, lo que lo convierte en un lugar idóneo para realizar estudios de ecoacústica.

### 1.2.2 Aplicabilidad de los índices acústicos

Los índices acústicos han sido empleados en estudios previos para evaluar la biodiversidad en distintos tipos de ecosistemas (ej. [Bradfer-Lawrence et al. 2020](#); [Lai](#)

[et al. 2025](#)). Sin embargo, su interpretación sigue siendo un desafío debido a la variabilidad de los resultados obtenidos según el entorno.

Diversos estudios han tratado de evaluar la efectividad de los índices acústicos (AI) para predecir patrones de biodiversidad a partir de las grabaciones en áreas con diferente estructura de vegetación, clima y composición de especies ([Alcocer et al., 2022](#); [Bradfer-Lawrence et al. 2019](#)). La sensibilidad de estos índices acústicos a diferentes entornos o ambientes los convierte en potenciales indicadores eficaces para identificar y extraer información de la biodiversidad presente en distintos ecosistemas. No obstante, esta misma sensibilidad implica también una mayor complejidad en su interpretación, dado que la presencia de sonidos o agentes externos al entorno biológico (por ejemplo, ruido o fenómenos meteorológicos) puede variar considerablemente entre ambientes, afectando significativamente a los resultados obtenidos. En este sentido, la utilización combinada de múltiples índices acústicos podría proporcionar resultados más robustos y representativos que el uso aislado de cada índice por separado.

### 1.3. Objetivos del trabajo

Este trabajo plantea como objetivo principal evaluar el potencial de la ecoacústica como herramienta para el seguimiento de la biodiversidad, específicamente de la diversidad aviar en un ecosistema tan complejo y dinámico como Doñana. Dado el volumen y riqueza de datos generados mediante grabaciones pasivas, uno de los objetivos fundamentales es desarrollar una metodología sólida y escalable que permita convertir esas señales acústicas en métricas interpretables ecológicamente. A fin de lograr unos resultados representativos y válidos desde el punto de vista científico, se han utilizado diferentes técnicas y análisis estadísticos, así como diferentes cálculos matemáticos presentes en los propios índices acústicos y en las métricas de diversidad.

Dentro de esta meta general, los objetivos concretos de este trabajo son:

1. Analizar la variabilidad espacio-temporal de los índices acústicos para comprobar si son sensibles a las diferencias ecológicas entre los diferentes hábitats de Doñana (matorral, marisma y vera, ver mapa de figura 1.2).
2. Identificar si existe una firma sonora diferenciable asociada a cada hábitat, así como entender cómo esa firma sonora varía temporalmente.

3. Desarrollar mapas acústicos que reflejen el estado de conservación o los cambios en la biodiversidad de forma automática.
4. Validar la utilidad de estos índices en la práctica, mediante contrastes estadísticos adecuados que aseguren su robustez frente a ruido ambiental, estacionalidad o fenómenos meteorológicos.

Dado que la ecoacústica aspira a complementar o incluso automatizar tareas tradicionalmente realizadas por observadores expertos, un objetivo clave es contrastar la información proporcionada por los índices acústicos con los censos de aves visuales realizados por expertos ornitólogos . Se busca así comprobar si existe una correlación significativa entre la actividad sonora detectada y la presencia real de aves en las diferentes zonas y momentos del año. Y otro objetivo consiste en evaluar la viabilidad del enfoque ecoacústico como sistema de alerta temprana o como proxy continuo y de bajo coste para medir la diversidad biológica.

## **2. Estado de la cuestión**

El desarrollo de la ecoacústica ha generado múltiples enfoques metodológicos para analizar la relación entre la biodiversidad y el paisaje sonoro. Entre estos enfoques destacan los índices acústicos, los modelos estadísticos aplicados para la verificación de hipótesis, el uso de modelos lineales para evaluar patrones de variabilidad y el análisis temporal para detectar cambios en el tiempo. Estos aspectos conforman el núcleo teórico sobre que se basa el presente trabajo.

### **2.1. Marco teórico del trabajo**

#### **2.1.1 Índices acústicos**

Han sido desarrollados para tratar de describir cuantitativamente la complejidad de estos paisajes sonoros y actuar como indicadores de la diversidad biológica presente. Estos índices convierten patrones de sonido (vocalizaciones de aves, llamadas de anfibios, insectos, ruidos de origen antrópico o geofónico como tormentas, viento, etc.) en métricas numéricas que pueden correlacionarse con riqueza de especies, abundancia o niveles de perturbación en un hábitat. De este modo, la monitorización acústica pasiva permite obtener indicadores de biodiversidad de forma continua, a gran escala espacial

y temporal, con un esfuerzo de muestreo relativamente bajo. Esta aproximación ha cobrado auge en años recientes, demostrando su utilidad para el seguimiento de comunidades animales en distintos tipos de ambientes (bosques, humedales, áreas urbanas, marinos, etc.).

#### *2.1.1.1 Índice de Complejidad Acústica (ACI)*

El *Acoustic Complexity Index* (ACI), o Índice de Complejidad Acústica, cuantifica la variabilidad temporal de la intensidad del sonido en distintas bandas de frecuencia a lo largo de una grabación. Se basa en la premisa de que los sonidos biológicos (ej. cantos de aves, coros de anfibios) presentan fluctuaciones intrínsecas de amplitud, mientras que muchos ruidos antropogénicos tienden a mostrar intensidades más constantes en el tiempo. A partir del espectrograma de la grabación, el ACI representa la suma de las diferencias absolutas entre intensidades sucesivas en cada banda de frecuencia, normalizadas por la intensidad total en esa banda, las diferencias absolutas entre intensidades sucesivas en cada banda de frecuencia y se normalizan por la intensidad total en esa banda. Una forma simplificada de la fórmula es:

$$ACI = \sum_{f=1}^F \sum_{t=1}^{T-1} \frac{|I_{f,t+1} - I_{f,t}|}{I_{f,t+1} + I_{f,t}}$$

Donde  $I_f, t$  es la intensidad (amplitud) en la banda de frecuencia  $f$  durante el intervalo de tiempo  $t$ . Un valor de ACI alto indica, por tanto, gran variabilidad acústica (muchos cambios de intensidad, típicos de múltiples animales vocalizando de forma dinámica), mientras que valores bajos indican un sonido más monótono o constante, principalmente de origen antropofónico o geofónico. Pieretti et al. (2011), creadores del índice, demostraron que el ACI realza la actividad bioacústica frente a ruido de fondo constante: por ejemplo, el ruido de tráfico (monótono y de baja variación) tiende a obtener ACI bajo, mientras que un coro activo de aves al amanecer produce ACI elevado. En ambientes de Doñana, se espera que el ACI responda a la complejidad de los cantos de las aves y en cambio, sea invariable frente a los ruidos monótonos tales como viento y lluvia.

#### *2.1.1.2 Índice de Diversidad Acústica (ADI)*

El *Acoustic Diversity Index* (ADI), o Índice de Diversidad Acústica ([Villanueva-Rivera et al., 2011](#)), busca representar la diversidad de fuentes sonoras activas en una grabación, una característica análoga a la diversidad de especies, pero en el dominio de

frecuencias. Su cálculo consiste en dividir el espectro en N bandas de frecuencia discretas (por ejemplo, 10 bandas de 1 kHz entre 0–10 kHz, excluyendo ruido de muy baja frecuencia) y evaluar la fracción de tiempo que cada banda contiene señales por encima de un umbral de amplitud dado proporcional al “peso” o presencia de sonido biológico en esa banda a lo largo de la grabación. Luego, el ADI se calcula aplicando el Índice de Shannon (entropía de información) a la distribución. En fórmula:

$$ADI = - \sum_{i=1}^N p_i \log(p_i)$$

Donde  $p_i = \frac{\text{duración de señales en banda } i}{\text{duración total grabación}}$  normalizados para que  $\sum_i p_i = 1$ . Este es esencialmente el índice de diversidad de Shannon aplicado a *categorías de frecuencia* en lugar de categorías de especies. Valores altos de ADI indican que la energía acústica está repartida equilibradamente entre muchas bandas, sugiriendo variedad de fuentes sonoras (ej. distintas especies vocalizando en diferentes rangos de frecuencia).

Un ADI bajo ocurre cuando pocas bandas concentran la mayor parte del sonido (por ejemplo, dominio de una especie o tipo de sonido en el espectro). Villanueva-Rivera et al. ([2011](#)) introdujeron el ADI y lo propusieron como un proxy de la diversidad biológica audible en estudios de paisaje sonoro. Es importante notar que el ADI depende de la elección del tamaño de bandas y umbral de detección; típicamente se usa un umbral de -50 dB FS para definir qué se considera “señal presente”.

#### *2.1.1.3 Índice de Uniformidad/Equitatividad Acústica (AEI)*

El *Acoustic Evenness Index* (AEI), o Índice de Uniformidad Acústica ([Villanueva-Rivera et al., 2011](#)), complementa al ADI midiendo hasta qué punto es equitativa la distribución de la energía acústica entre las bandas de frecuencia. Se basa en el coeficiente de Gini, una medida clásica de desigualdad, aplicada aquí a la proporción de señales en cada banda. El AEI evalúa la desviación de una distribución perfectamente uniforme. Formalmente, el coeficiente de Gini **G** se puede calcular como:

$$G = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |p_i - p_j|}{2N \sum_{i=1}^N p_i}$$

#### 2.1.1.4 Índice Bioacústico (BIO)

El *Bioacoustic Index* (BI), a veces referido simplemente como Bio o Índice Bioacústico, fue propuesto por ([Boelman et al., 2007](#)) para medir la actividad biológica global en una grabación, enfatizando la presencia de fauna vocal. La idea central es sumar la energía acústica de las frecuencias típicamente utilizadas por animales (biofonía) por encima del nivel mínimo de ruido de fondo. En la práctica, se define un rango de frecuencias de interés para biología, comúnmente de 2 kHz a 8 (11) kHz, que abarca gran parte de cantos de aves e insectos, excluyendo frecuencias bajas dominadas por ruido antropogénico o viento. Se obtiene un espectro promedio de la grabación en ese rango y luego se calcula el “área bajo la curva” por encima del valor mínimo del espectro. Dicho de otro modo, al identificar el nivel mínimo de potencia (ruido de fondo) en la banda biofónica, el BI integra cuánto excede el resto del espectro a ese mínimo. La fórmula conceptual es:

$$BIO = \sum_{f=f_{\min}}^{f_{\max}} [S(f) - S_{\min}]_+$$

Donde  $S(f)$  es la amplitud (en dB) en la frecuencia  $f$ ,  $S_{\min}$  es la amplitud mínima en el rango biológico considerado, y  $[\cdot]_+$  denota que solo se suman valores positivos (frecuencias cuya intensidad supera el mínimo). Así, el BI será tanto mayor cuanto más espectro esté ocupado por sonidos biológicos intensos. Un espectro con múltiples picos fuertes (varias especies vocalizando en distintos tonos) tendrá un área mayor que uno con pocos picos o de baja intensidad. ([Boelman et al., 2007](#)) Aplicaron este índice en bosques de Hawaii para distinguir áreas invadidas por especies exóticas versus bosques nativos, encontrando correspondencia con datos de campo de aves. En Doñana, el BI podría ser muy informativo en las lagunas estacionales: por ejemplo, durante la primavera, los cantos de aves acuáticas, ranas y grillos incrementarán la energía en rangos medios y agudos, elevando el índice; en cambio, en verano cuando la laguna se seca y cesa la biovocalización, el BI caerá a valores mínimos (apenas por encima del ruido de fondo). Es un índice sensible a cambios en la actividad faunística total, ideal para monitorear tendencias temporales o comparar sitios con más o menos vida audible.

#### 2.1.1.5 Índice de Diferencia de Paisaje Sonoro Normalizado (NDSI)

El *Normalized Difference Soundscape Index* (NDSI), o Índice de Diferencia Normalizada del Paisaje Sonoro, fue inspirado en índices de teledetección (como el NDVI de vegetación) y propuesto por ([Kasten et al., 2012](#)) para estimar el nivel de

perturbación antropogénica en un paisaje sonoro. El NDSI compara la energía acústica de origen biológico con la de origen humano mediante una fórmula normalizada entre -1 y 1, típica de índices de diferencia. Se define generalmente:

$$NDSI = \frac{B - A}{B + A}$$

Donde  $B$  (biophony) es la energía total de biofonía y  $A$  (anthrophony) la energía de antropofonía en la grabación.

#### *2.1.1.6 Índice de Entropía Acústica (H)*

El *Acoustic Entropy Index (H)*, o Índice de Entropía Acústica, fue introducido por (Sueur et al. 2008) como un indicador agregado de la diversidad acústica temporal y espectral. Combina dos componentes: la entropía temporal ( $H_t$ ) y la entropía espectral ( $H_f$ ). En términos simples,  $H_t$  mide la uniformidad de la distribución de la energía en el tiempo, mientras que  $H_f$  mide la uniformidad en las frecuencias ([Sueur et al., 2014](#)).

#### *2.1.1.7 Índice de Riqueza Acústica (AR)*

El *Acoustic Richness Index (AR)*, o Índice de Riqueza Acústica, fue desarrollado por (Depraetere et al., 2012) con el objetivo de estimar la diversidad  $\alpha$  (dentro de un sitio) de manera análoga a la riqueza de especies, pero a partir de parámetros acústicos. Este índice combina la información de amplitud y de entropía temporal de la señal en una sola métrica.

### **2.1.2 Pseudoreplicación temporal y bootstrapping**

En estudios ecoacústicos basados en muestreos temporales, la pseudoreplicación es un problema metodológico frecuente que surge cuando se consideran grabaciones sucesivas de un mismo lugar como muestras independientes, pero los datos temporales suelen presentar autocorrelación que depende del intervalo de tiempo entre muestras y las réplicas pueden dar lugar a observaciones no independientes que infringe el supuesto estadístico de independencia entre observaciones. Esta práctica incrementa artificialmente el tamaño muestral efectivo, produciendo una subestimación de la incertidumbre y conclusiones sesgadas en el análisis estadístico ([Alcocer et al., 2022](#)). Una estrategia estadística robusta para mitigar este problema es el bootstrapping, método que consiste en realizar remuestreos aleatorios con reemplazamiento a partir de unidades independientes claramente definidas, por ejemplo, días completos o sitios distintos, en el caso de este estudio, se realiza por cada audio de un minuto. El

bootstrapping permite estimar correctamente la variabilidad asociada a los índices acústicos y las métricas de biodiversidad, preservando la estructura temporal subyacente de los datos originales y evitando así las inferencias sesgadas causadas por la pseudoreplicación ([Alcocer et al., 2022](#)).

### 2.1.3 Rarefacción

Una curva de rarefacción es una técnica a menudo utilizada en ecología para analizar la biodiversidad. Permite comparar la diversidad de especies en diferentes entornos o también en diferentes muestras, que pueden ser de tamaños distintos.

Respondiendo a una idea inicial de que, al aumentar el tamaño muestral, se podrá detectar una mayor diversidad de especies, la rarefacción se utiliza para establecer comparaciones entre diferentes ambientes en cuanto la diversidad de especies, aun cuando los entornos o ambientes sean de tamaños diferentes.

Permite además evaluar la adecuación del procedimiento de muestreo, garantizando que la muestra obtenida es suficiente para el objetivo de identificar sonidos del mayor número posible de especies que hay en un área.

La curva de rarefacción, si bien no representa una garantía total, sí es un buen indicador de un muestreo adecuado. Se comprueba que, para los diferentes índices, la curva tiende a una asíntota horizontal ([Fig. 7.1](#)), lo que significa que añadir nuevas muestras o ampliar el tamaño muestral no aumentaría significativamente el número de especies.

Al utilizar bootstrapping, se obtiene toda una distribución de curvas de rarefacción, una por cada muestra obtenida. La curva promedio de esa distribución se considera un buen estimador de la relación entre el muestreo y la diversidad de especies.

Comprobamos que, en todos los índices, la curva promedio de la distribución obtenida, ([Gotelli & Colwell et al., 2001](#)) indicaría un tamaño adecuado para realizar nuestro análisis ([Fig. 7.1](#)).

### 2.1.4 Contrastes de hipótesis

El uso de contrastes de hipótesis en estudios ecoacústicos permite evaluar la significancia estadística de las variaciones observadas en los índices acústicos. Existen diferentes contrastes de hipótesis que permiten comparar la distribución de los índices en diferentes entornos y épocas del año.

#### *2.1.4.1 Contraste de Shapiro-Wilk*

El contraste de Shapiro-Wilk, introducida por Shapiro y Wilk (1965), es uno de los contrastes más efectivos para evaluar la normalidad. El test plantea como hipótesis nula que los datos provienen de una distribución normal (Shapiro & Wilk et al., 1965). Un valor p inferior al nivel de significación establecido lleva a rechazar la hipótesis de normalidad de la distribución de la población de partida.

#### *2.1.4.2 Contraste U de Mann-Whitney*

El contraste U de Mann-Whitney es una prueba no paramétrica diseñada para comparar dos muestras independientes, particularmente útil cuando los datos no cumplen con los supuestos de normalidad o varianza homogénea requeridos por la prueba *t* de Student. La prueba se basa en ordenar conjuntamente los datos y evaluar las diferencias entre rangos, determinando si ambas muestras provienen de la misma distribución poblacional. Un resultado significativo indica diferencias significativas entre las medias o las medianas estudiadas (Mann & Whitney et al., 1947).

#### *2.1.4.3 Contraste de Kruskal-Wallis*

El contraste de Kruskal-Wallis, también conocida como ANOVA no paramétrico, generaliza la prueba de Mann-Whitney para comparar tres o más grupos independientes cuando no podemos asumir normalidad de los datos. Introducida por Kruskal y Wallis (1952), esta prueba evalúa la hipótesis nula de que todas las muestras provienen de la misma distribución frente a la hipótesis alternativa de que al menos una difiere significativamente del resto. Si la prueba resulta significativa, implica que existen diferencias entre algunos de los grupos analizados, requiriendo posteriormente pruebas posteriores para identificar cuáles grupos difieren (Kruskal & Wallis et al., 1952). En ecoacústica, esta prueba se aplica para evaluar diferencias en índices acústicos entre múltiples hábitats o períodos temporales.

### **2.1.5 Índice de Shannon**

El Índice de Shannon es utilizado en ecoacústica como una medida de la diversidad acústica de un paisaje sonoro. Este índice aplica el concepto de entropía, que se utiliza en teoría de la información, para cuantificar la diversidad de las fuentes sonoras presentes en un entorno. En el contexto de la ecoacústica, se adapta para evaluar la diversidad de frecuencias dentro de un espectro sonoro determinado. Su fórmula básica es:

$$H' = - \sum_{i=1}^S p_i \ln(p_i)$$

Donde  $p_i$  es la proporción de energía acústica que corresponde a la banda de frecuencia  $i$ , y  $S$  es el número total de bandas de frecuencia consideradas en la grabación. Este índice, cuando se aplica a los paisajes sonoros, permite reflejar la riqueza y la uniformidad de los sonidos, sugiriendo una correlación con la diversidad biológica del área monitorizada, como la de aves o insectos vocalizando en diferentes rangos de frecuencia ([Herrera et al., 2023](#)).

## 2.1.6 Análisis temporal

### 2.1.6.1 Series temporales

Una serie temporal es una secuencia de datos recopilados y ordenados en intervalos de tiempo sucesivos. El análisis de series temporales es esencial para comprender patrones históricos y prever comportamientos futuros en diversos campos, como la economía, la meteorología y la ingeniería. El objetivo principal es identificar estructuras subyacentes, como tendencias, estacionalidades y ciclos, que permitan modelar y predecir el comportamiento de la variable de interés ([Yakubu & Saputra, 2022](#)).

### 2.1.6.2 Contraste de Dickey-Fuller

Dickey-Fuller es un contraste estadístico utilizado para determinar si una serie temporal es estacionaria, es decir, si sus propiedades estadísticas, como la media y la varianza, son constantes en el tiempo. Formalmente, una serie  $X_t$  se considera estacionaria en sentido débil si cumple las siguientes condiciones:

- $\mathbb{E}(X_t) = \mu$  para todo  $t$  (media constante).
- $Var(X_t) = \sigma^2$  para todo  $t$  (varianza constante).
- $Cov(X_t, X_{t+k}) = \gamma_k$  para  $k = \pm 1, \pm 2, \dots$  (covarianza que depende solo del desfase  $k$ ).

Y si además la distribución de la serie es normal, entonces se dice que es estacionaria en sentido estricto. La estacionariedad es un requisito fundamental para la aplicación de muchos modelos de series temporales. Si la serie no es estacionaria, puede ser necesario diferenciarla, es decir, calcular las diferencias entre observaciones consecutivas, hasta lograr la estacionariedad ([Dickey & Fuller, 1979](#)).

#### *2.1.6.3 Autocorrelación y Autocorrelación Parcial*

La función de autocorrelación (ACF) mide la correlación entre una observación en una serie temporal y las observaciones en retardos anteriores. Proporciona información sobre la relación lineal entre los valores de la serie en diferentes momentos. Por otro lado, la función de autocorrelación parcial (PACF) mide la correlación entre observaciones en diferentes momentos, eliminando el efecto de las observaciones intermedias ([Yakubu & Saputra, 2022](#)).

#### *2.1.6.4 Descomposición Temporal*

La descomposición temporal es una técnica que separa una serie temporal en componentes distintas: tendencia, estacionalidad y ruido (o componente aleatoria). La tendencia refleja el movimiento a largo plazo de la serie, la estacionalidad captura patrones repetitivos en intervalos regulares, y el ruido representa las fluctuaciones aleatorias. Esta descomposición facilita la comprensión de la serie y mejora la precisión de las predicciones al modelar cada componente por separado ([Yakubu & Saputra, 2022](#)).

#### *2.1.6.5 Modelos ARIMA*

Los modelos ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) son una clase de modelos utilizados para analizar y predecir series temporales. Combina tres componentes:

- **AR (Auto Regresivo):** Modela la dependencia entre una observación y un número determinado de retardos anteriores (p).
- **I (Integrado):** Indica el número de diferenciaciones necesarias para hacer estacionaria la serie (d).
- **MA (Media Móvil):** Modela la dependencia entre una observación y un número determinado de errores aleatorios anteriores (q).

La identificación de los parámetros p, d y q se realiza mediante el análisis de las funciones ACF y PACF, así como pruebas de estacionariedad como la de Dickey-Fuller. Una vez identificados estos parámetros, el modelo ARIMA puede ser estimado y utilizado para realizar predicciones sobre la serie temporal en cuestión ([Yakubu & Saputra, 2022](#)).

#### *2.1.6.6 Modelos SARIMA*

Los modelos SARIMA (*Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average*) son una extensión de los modelos ARIMA que incorporan componentes para modelar patrones estacionales en series temporales. Estos modelos son especialmente útiles cuando los datos presentan fluctuaciones periódicas que se repiten en intervalos constantes, como ventas mensuales, temperaturas estacionales o producción trimestral.

Un modelo SARIMA se denota como SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)[m], donde:

- **p:** Orden de la parte autorregresiva no estacional.
- **d:** Número de diferenciaciones no estacionales necesarias para lograr la estacionariedad.
- **q:** Orden de la parte de media móvil no estacional.
- **P:** Orden de la parte autorregresiva estacional.
- **D:** Número de diferenciaciones estacionales necesarias para eliminar la estacionalidad.
- **Q:** Orden de la parte de media móvil estacional.
- **m:** Número de períodos en cada ciclo estacional (por ejemplo, 12 para datos mensuales con un patrón anual).

La identificación de los parámetros p, d, q, P, D y Q se realiza mediante el análisis de las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF), así como pruebas de estacionariedad como la de Dickey-Fuller. Una vez determinados estos parámetros, el modelo SARIMA puede ser estimado y utilizado para realizar predicciones sobre la serie temporal en cuestión ([Yakubu & Saputra, 2022](#)).

#### *2.1.6.7 Contraste de Jarque-Bera*

El contraste de Jarque-Bera es una prueba estadística empleada para evaluar la normalidad de un conjunto de datos analizando específicamente la asimetría y la curtosis de su distribución. Este test permite determinar si los datos se ajustan a una distribución normal mediante la comparación de estos dos momentos muestrales con los valores esperados bajo normalidad ([Jarque & Bera, 1987](#)).

#### *2.1.6.8 Contraste de Ljung-Box*

El contraste de Ljung-Box evalúa la presencia de autocorrelaciones significativas en una serie temporal, específicamente en los residuos de un modelo ajustado. Esta prueba permite verificar si existe información adicional no capturada por el modelo analizando múltiples retardos simultáneamente, siendo una herramienta clave para validar modelos temporales ([Ljung & Box, 1978](#)).

## **2.2. Trabajos relacionados**

### **2.2.1 Predicción de la diversidad de aves a través de índices acústicos**

El estudio de Gaspar et al. (2023), los autores aplicaron 8 índices acústicos diferentes a 22 localidades del bosque atlántico brasileño, con el objetivo de evaluar cómo los índices se relacionaban con la diversidad de aves. El estudio reveló que la capacidad predictiva de los índices variaba según el tipo de hábitat, con mejores resultados en ambientes boscosos en comparación con los pastizales y pantanos. Se encontró que la combinación de varios índices acústicos permitía mejorar la precisión del modelo, lo que sugiere que un solo índice no es suficiente para representar de manera robusta la biodiversidad de aves en estos ecosistemas. Los autores concluyeron que el uso de múltiples índices acústicos en conjunto puede proporcionar un enfoque más preciso para la monitorización de la biodiversidad aviar en diferentes entornos naturales (Gaspar et al., 2023).

### **2.2.2 Análisis meta-analítico sobre índices acústicos como indicadores de biodiversidad**

([Alcocer et al., 2023](#)) realizaron un meta-análisis para evaluar la eficacia de los índices acústicos como herramientas para la monitorización de la biodiversidad. Para ello, revisaron un total de 34 estudios científicos que examinaron la relación entre distintos índices acústicos y métricas de biodiversidad, tales como la riqueza y diversidad de especies. De esta revisión, extrajeron 364 tamaños del efecto que permitieron cuantificar la relación entre las estimaciones acústicas y las mediciones biológicas reales.

Los resultados mostraron una relación positiva moderada entre los índices acústicos y la biodiversidad ( $r = 0.33$ ), aunque con una variabilidad significativa entre los estudios.

Se identificaron ciertos índices que presentaron un mejor desempeño, como el índice de entropía acústica (H), el índice de diferencia normalizada del paisaje sonoro (NDSI) y el índice de complejidad acústica (ACI). Sin embargo, los autores advirtieron que en los últimos años los estudios han mostrado una tendencia decreciente en la validación de estos índices, lo que sugiere la necesidad de mejorar las metodologías y la interpretación de los datos acústicos. La investigación destacó la importancia de realizar validaciones empíricas y evitar errores metodológicos, como la pseudoreplicación, para mejorar la fiabilidad de los índices acústicos en la monitorización de la biodiversidad.

### **2.2.3 Aplicación de índices acústicos en la caracterización de la diversidad en Doñana**

El estudio realizado en el Parque Nacional de Doñana, Reyero Molina (2024) se centró en la aplicación de diversos índices acústicos para evaluar la biodiversidad aviar en dos tipos de hábitats principales de este Parque: matorral y vera. Para ello, se utilizaron grabaciones acústicas obtenidas a lo largo de diferentes estaciones del año, con el objetivo de analizar la variabilidad temporal y espacial de los índices acústicos. Los resultados revelaron que cada índice acústico mostraba un comportamiento distinto según el hábitat en el que se aplicaba y la época del año en que se realizaron las mediciones.

### **3. Aspectos metodológicos**

#### **3.1. Metodología**

A continuación, se describen las diferentes fases metodológicas empleadas para el desarrollo del presente trabajo, cuyo objetivo principal es la caracterización acústica de la diversidad aviar en el Parque Nacional de Doñana mediante técnicas de ecoacústica.

##### **3.1.1 Preparación de los datos**

La primera fase del trabajo consistió en la preparación y estructuración inicial de los datos recopilados mediante grabadores acústicos automáticos del modelo AudioMoth (Hill et al. 2020), instalados en diferentes puntos del Parque Nacional de Doñana ([Márquez-Rodríguez et al., 2025](#)). El material proporcionado fue un disco duro con aproximadamente 3 TB de grabaciones sonoras, que se encontraban sin estructurar y dispersas en múltiples carpetas.

Se llevó a cabo un análisis exhaustivo del contenido del disco duro para identificar y categorizar cada archivo de audio según diversos criterios clave, como la ubicación específica del grabador, la fecha y la hora exacta de la grabación. Una vez identificada esta información, se creó una base de datos en SQLite que permitió almacenar de manera organizada y estructurada toda la información relevante de cada audio, así como su ubicación geográfica mediante coordenadas GPS y áreas geográficas diferenciadas. Esta estructura facilitó la posterior explotación y análisis de los datos mediante consultas específicas desde R.

##### **3.1.2 Cálculo de índices acústicos**

Una vez organizados y estructurados los datos en la base de datos, la siguiente etapa consistió en extraer la información acústica cuantitativa relevante mediante el cálculo de distintos índices acústicos. Debido a limitaciones computacionales, se procesó una muestra representativa de 136.132 audios, seleccionada mediante bootstrapping. Esta técnica permitió mantener un equilibrio espacial y temporal al tomar la misma cantidad de audios por día y por grabadora mediante muestreo con reemplazo. Para ello, se empleó el software estadístico R, desde el cual se estableció una conexión directa con la base de datos creada anteriormente.

Este trabajo se centra en los índices acústicos más representativos, Índice Bioacústico (BIO) y el Índice de Diferencia Normalizada del Paisaje Sonoro (NDSI), aunque los otros índices también se analizaron y se incluyeron en el material suplementario. Además del cálculo propio de cada índice, se obtuvieron otras variables complementarias como la duración total de los audios y la actividad acústica general registrada. Todos estos resultados se guardaron nuevamente en la base de datos, generando así un conjunto

### **3.1.3 Análisis e inferencia sobre los datos**

En la última fase, una vez calculados y almacenados los índices acústicos, se utiliza el análisis e inferencia estadística sobre estos datos con el fin de identificar patrones ecológicos significativos. Este análisis implicó técnicas estadísticas variadas, incluyendo análisis de series temporales y contrastes de hipótesis, así como un análisis detallado entre variables y métricas ambientales y los índices acústicos obtenidos en diferentes zonas y en distintos tiempos.

Los análisis realizados permitieron evaluar la sensibilidad y efectividad de los índices acústicos como indicadores fiables de la diversidad aviar en diferentes entornos y épocas del año en Doñana. Asimismo, se aplicaron métodos estadísticos avanzados para explorar posibles tendencias estacionales y espaciales en la diversidad acústica, y para comparar los resultados obtenidos mediante métodos acústicos con los resultados provenientes de métodos tradicionales de censo, ofreciendo así una validación robusta y objetiva del enfoque ecoacústico propuesto en este trabajo.

## **3.2. Tecnologías empleadas**

En este apartado se describen detalladamente las tecnologías y herramientas utilizadas para el desarrollo práctico del trabajo de caracterización de la diversidad aviar mediante análisis ecoacústico.

### **3.2.1 Lenguajes y entornos de desarrollo**

Para el procesamiento y análisis de los datos acústicos se utilizó principalmente el lenguaje de programación **R** (versión 4.3.2). R es una herramienta robusta especialmente indicada para análisis estadísticos y ecológicos debido a su gran variedad de librerías especializadas.

Además, se utilizó **Python** (versión 3.10) con el entorno interactivo **Jupyter Notebooks** (versión 6.5.4) para análisis estadísticos adicionales, visualizaciones avanzadas y exploración interactiva de los datos, para realizar análisis exploratorios y visuales.

### 3.2.2 Librerías y herramientas específicas

Librerías de R:

- **DBI** y **RSQLite** para la interacción directa con bases de datos SQLite.
- **seewave** (versión 2.2.3) para la manipulación y análisis de señales acústicas.
- **soundecology** (versión 1.3.3) específicamente diseñada para el cálculo de índices acústicos como ACI, ADI, AEI, BIO, NDSI, H y AR.
- **tuneR** (versión 1.4.4) utilizada para la lectura y manejo eficiente de archivos de audio en formato WAV.
- **dplyr** (versión 1.1.4) para la manipulación y transformación eficiente de los datos.

Librerías de Python:

- **pandas** (versión 2.1.1) para manejo y manipulación de datos tabulares.
- **numpy** (versión 1.26.0) para cálculos numéricos.
- **scipy** (versión 1.11.3) y **statsmodels** (versión 0.14.0) para la realización de contrastes estadísticos (por ejemplo, pruebas de Mann-Whitney) y análisis de regresión.
- **matplotlib** (versión 3.8.0) y **seaborn** (versión 0.13.0) para generación de visualizaciones avanzadas que facilitaron la interpretación gráfica de resultados.
- **sqlite3** (versión 2.6.0) para la conexión y gestión directa de la base de datos SQLite.

### 3.2.3 Bases de datos y herramientas de business intelligence

Los datos acústicos y sus metadatos fueron organizados en una base de datos relacional SQLite (versión 3.42.0). SQLite fue elegida por su simplicidad, ligereza y eficiencia en el manejo local de grandes volúmenes de información estructurada. La base de datos permitió almacenar de manera efectiva tanto los metadatos básicos de los audios

(grabadora, fecha, hora y localización) como los resultados del cálculo de índices acústicos realizados desde R.

Para facilitar la explotación y visualización rápida de los datos se empleó Metabase (versión 0.48.6), una herramienta de *Business Intelligence* (BI) que permitió generar visualizaciones interactivas, dosieres personalizados y consultas rápidas. Esto ayudó significativamente a agilizar el análisis exploratorio preliminar, detectar patrones rápidamente y validar hipótesis iniciales sin la necesidad de ejecutar código directamente.

## 4. Desarrollo del trabajo

### 4.1. Preprocesado y cálculo de índices acústicos

Para el desarrollo del proyecto, contamos con aproximadamente 310.260 audios con una duración de un minuto cada uno, los cuales fueron registrados cada 10 minutos mediante diez grabadoras instaladas en cuatro hábitats diferentes y 6.511 censos realizados por expertos. Ante tal volumen de información, el primer paso fue estructurar estos audios de forma eficiente y manejable. Para ello, se desarrolló una base de datos que permitiera organizar y almacenar los archivos sonoros, categorizándolos según la ubicación de los archivos de audio, así como la fecha y hora de cada grabación. Esta organización inicial facilitó enormemente las tareas posteriores, especialmente el análisis estadístico y el cálculo de índices acústicos mediante una librería de ecología en R.

Debido a limitaciones computacionales, no fue posible procesar en su totalidad los más de trescientos mil audios disponibles. Se decidió por ello procesar una muestra de 136.132 audios. Para garantizar la representatividad de esta muestra, se ha aplicado bootstrapping, una técnica que permite obtener mediante remuestreo diferentes simulaciones del conjunto de datos inicial. El muestreo con reemplazo introduce variabilidad en los conjuntos de datos bootstrap.

Al realizarse con reemplazamiento, se garantiza la variabilidad y por tanto una estimación adecuada. Este método consistió en seleccionar aleatoriamente un número determinado de audios por día y por grabadora, asegurando que cada grabadora aportara

el mismo número de audios cada día, con lo que se mantuvo un equilibrio espacial y temporal en la muestra analizada.

Sin embargo, dado que algunas grabadoras realizaron grabaciones durante más días que otras debido a problemas técnicos y se aplicaba reemplazamiento la cantidad de audios procesados varía considerablemente entre grabadoras. La distribución final del número de audios procesados por cada grabadora es la siguiente:

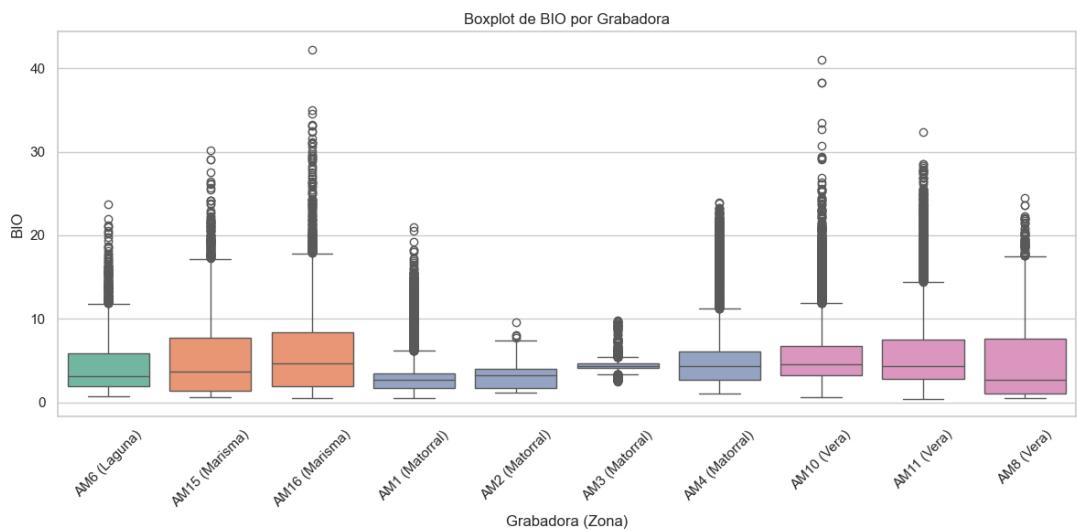
Grabadora	Hábitat	Audios Procesados
<b>AM1</b>	Matorral	22.747
<b>AM2</b>	Matorral	8.781
<b>AM3</b>	Matorral	11.524
<b>AM4</b>	Matorral	9.278
<b>AM6</b>	Laguna	3.241
<b>AM8</b>	Vera	5.094
<b>AM10</b>	Vera	28.699
<b>AM11</b>	Vera	23.812
<b>AM15</b>	Marisma	7.859
<b>AM16</b>	Marisma	15.097

**Tabla 4.1** Audios procesados por grabadora.

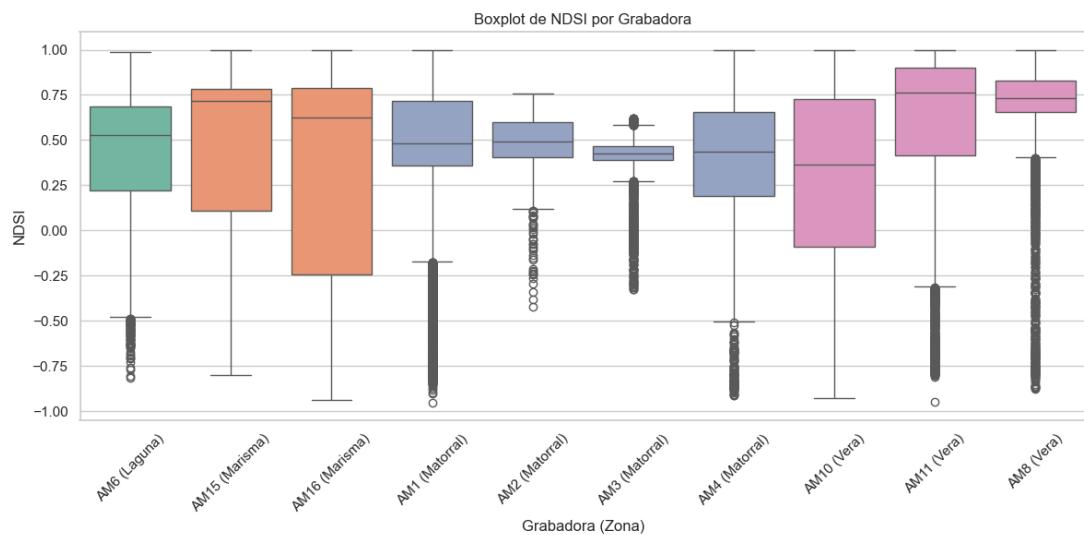
## 4.2. Análisis espacial de los índices acústicos

El análisis comienza realizando un estudio espacial sobre los audios calculados, con el objetivo inicial de comprender visualmente la distribución de los valores obtenidos en cada una de las grabadoras. Para ello, se construyen empleando diagramas de caja, ya que estos permiten identificar rápidamente patrones de distribución, la presencia de valores atípicos y, lo más importante, detectar posibles diferencias entre zonas.

Estos gráficos facilitan un primer análisis, que permite evaluar la dispersión de los índices acústicos dentro de cada grabadora. Esto resulta fundamental para detectar áreas con comportamientos acústicos similares o diferenciados, proporcionando así una base sólida para la posterior fase de análisis inferencial y estadístico, cuyo objetivo será confirmar y cuantificar estadísticamente estas observaciones preliminares.



**Figura 4.1** Diagrama de caja del índice BIO por grabadora y zona.



**Figura 4.2** Diagrama de caja del índice NDSI por grabadora y zona.

Se observa una notable asimetría en la distribución de los valores en el índice NDSI en las zonas de la Marisma y la Laguna. Esta asimetría sugiere una posible falta de normalidad en los datos recogidos por cada una de las grabadoras. Dado que muchos métodos estadísticos inferenciales presuponen que los datos provienen de una distribución normal, la identificación preliminar de esta asimetría fue esencial para orientar adecuadamente el análisis estadístico.

El contraste de Shapiro-Wilk, una prueba robusta ampliamente utilizada para verificar la hipótesis de normalidad, resulta en unos p-valores extremadamente bajos, prácticamente iguales a cero, para todas las grabadoras y todos los índices acústicos considerados. Estos resultados permiten confirmar de forma clara la hipótesis nula de

normalidad, confirmando de forma concluyente que ninguno de los conjuntos de datos estudiados se ajusta a una distribución normal.

En este contexto, la prueba de Kruskal-Wallis, permite estudiar si los datos al menos se distribuyen de forma similar dentro de cada una de las zonas estudiadas (Matorral, Vera, Marisma y Laguna).

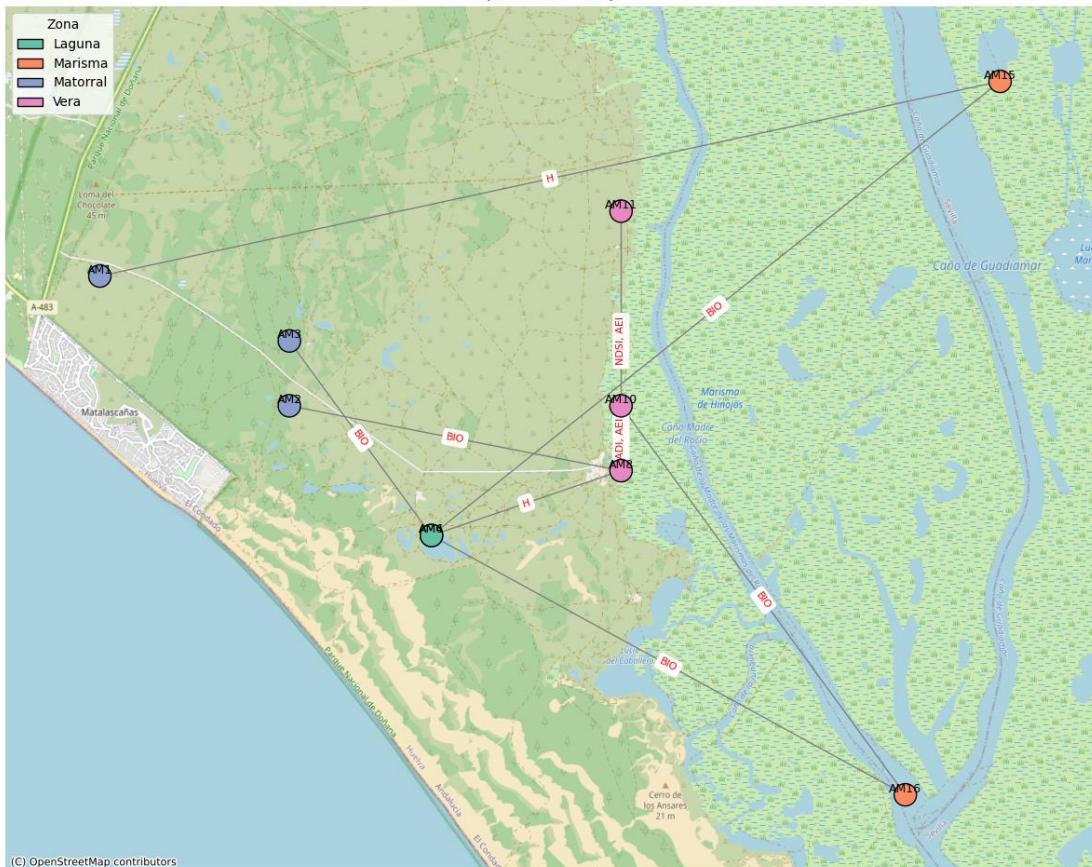
Los resultados obtenidos al aplicar la prueba de Kruskal-Wallis mostraron diferencias altamente significativas ( $p < 0.001$ ) en prácticamente todos los índices acústicos analizados para las zonas de Matorral, Vera y Marisma. En particular, en la zona de Matorral se obtuvieron p-valores extremadamente bajos en todos los índices, indicando con claridad que la distribución de sonidos presenta diferencias entre grabadoras de una misma zona. Resultados similares se observaron en la zona de Vera, donde solo el índice AEI mostró una significancia algo menor ( $p\text{-valor} < 0.05$ ), aunque igualmente estadísticamente significativa. En el caso de la zona de Marisma, todos los índices también presentaron diferencias altamente significativas ( $p\text{-valor} < 0.001$ ), confirmado una marcada heterogeneidad en la distribución de los índices acústicos.

Por otro lado, la zona de Laguna no permitió realizar este análisis estadístico comparativo debido a que cuenta con una única grabadora.

Dada la falta de homogeneidad detectada en las distribuciones de los índices acústicos entre las diferentes grabadoras dentro de cada zona, la prueba de Mann-Whitney nos permite comparar las distribuciones entre todos los pares posibles de grabadoras para cada índice acústico.

Para interpretar y representar visualmente estos resultados, se seleccionaron aquellas relaciones entre grabadoras cuyos p-valores obtenidos mostraban una significación estadística con un nivel de confianza del 95%. Para facilitar la interpretación espacial se grafica sobre el mapa, donde cada nodo representa la posición espacial exacta de una grabadora, y las conexiones (aristas) indican que las grabadoras conectadas tienen distribuciones estadísticamente similares para alguno de los índices acústicos.

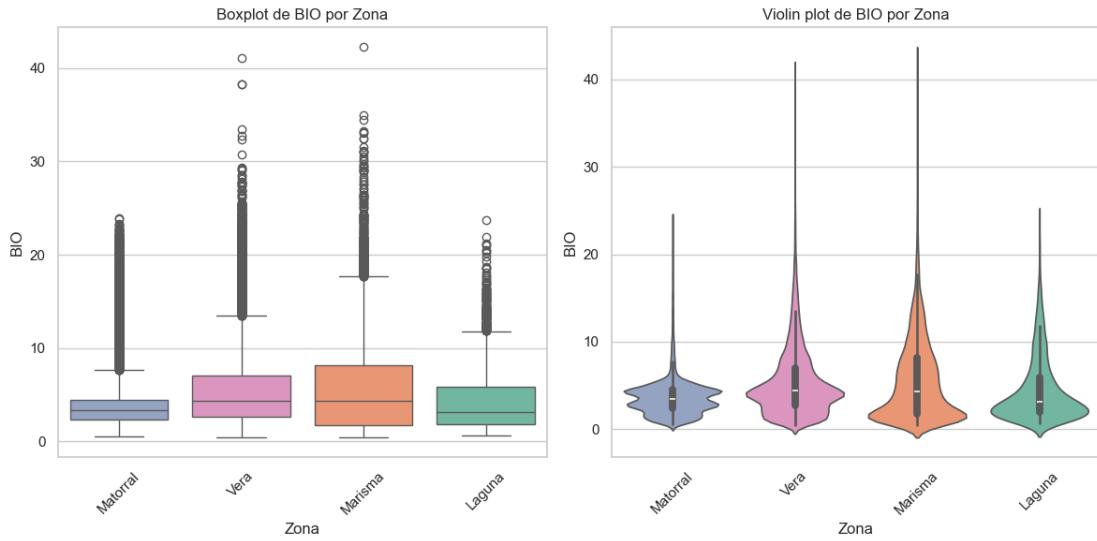
Grafo de relaciones por Mann-Whitney sobre mapa  
(con alfa = 0.05)



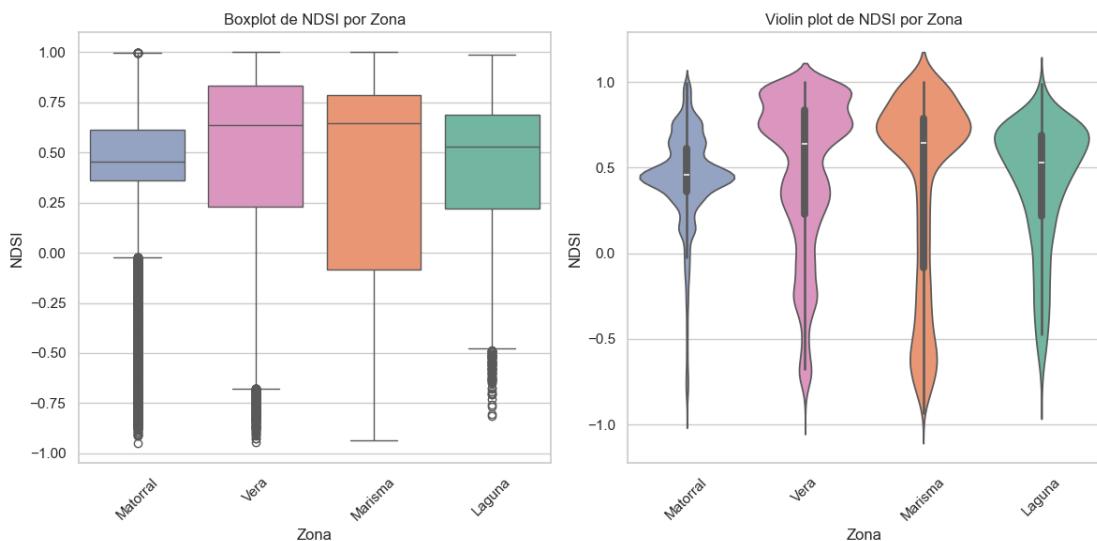
**Figura 4.3 Grafo de relaciones entre grabadoras por Mann-Whitney sobre el Parque Natural de Doñana.**

Después de analizar las grabadoras por separado, se estudian las grabadoras en conjunto por zonas con el objetivo de determinar si los índices acústicos se distribuyen de manera similar entre las diferentes áreas.

Sin embargo, en este análisis por zonas, seguían presentando una marcada asimetría, que sugiere que los datos no siguen una distribución normal, por lo que se vuelven a aplicar contrastes de normalidad a los datos agrupados.



**Figura 4.4** Diagramas de caja y violín del índice BIO agrupado por zonas.



**Figura 4.5** Diagramas de caja y violín del índice NDSI agrupado por zonas.

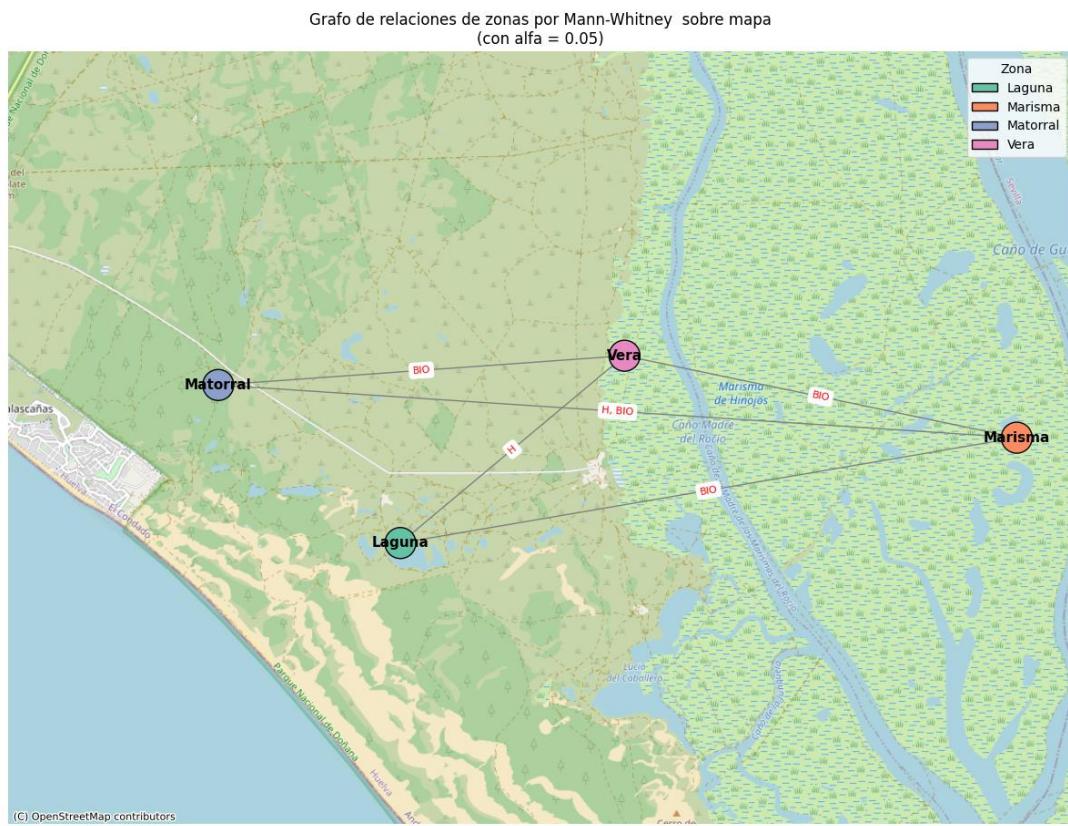
Los resultados de los contrastes de normalidad, aplicados a los datos agrupados por zonas, confirmaron que los datos no seguían una distribución normal. En todos los casos, los p-valores fueron extremadamente bajos, lo que rechazó la hipótesis de normalidad de manera clara y consistente. Esto reafirma que, independientemente de si las grabadoras se analizan por separado o en conjunto por zonas, los datos acústicos siguen mostrando una distribución asimétrica. Esta asimetría, especialmente pronunciada hacia la izquierda, es especialmente evidente en zonas como Vera y Marisma, donde aproximadamente la mitad de los valores se sitúan por encima de 0.65. Este sesgo sugiere una diferencia sistemática elevada entre la energía de la biofonía y

la de la antropofonía, indicando una dominancia clara de sonidos biológicos en estas zonas.

Dado que los datos no seguían una distribución normal, se utiliza de nuevo el contraste de Kruskal-Wallis, otra vez, para comparar las distribuciones de los índices acústicos entre las diferentes zonas.

Después de aplicar el contraste de Kruskal-Wallis entre las zonas por índices acústicos, los resultados obtenidos mostraron diferencias altamente significativas en todos los índices analizados, con p-valores menores a 0.001 en cada uno de ellos. Esto indica que existen diferencias estadísticamente relevantes en las distribuciones de los índices acústicos entre las distintas zonas, lo que sugiere que las características acústicas varían considerablemente dependiendo de la ubicación de las grabadoras.

De la misma forma que con las grabadoras, mediante contrastes de Mann-Whitney entre las diferentes zonas e índices se puede observar esa misma relación entre los índices.



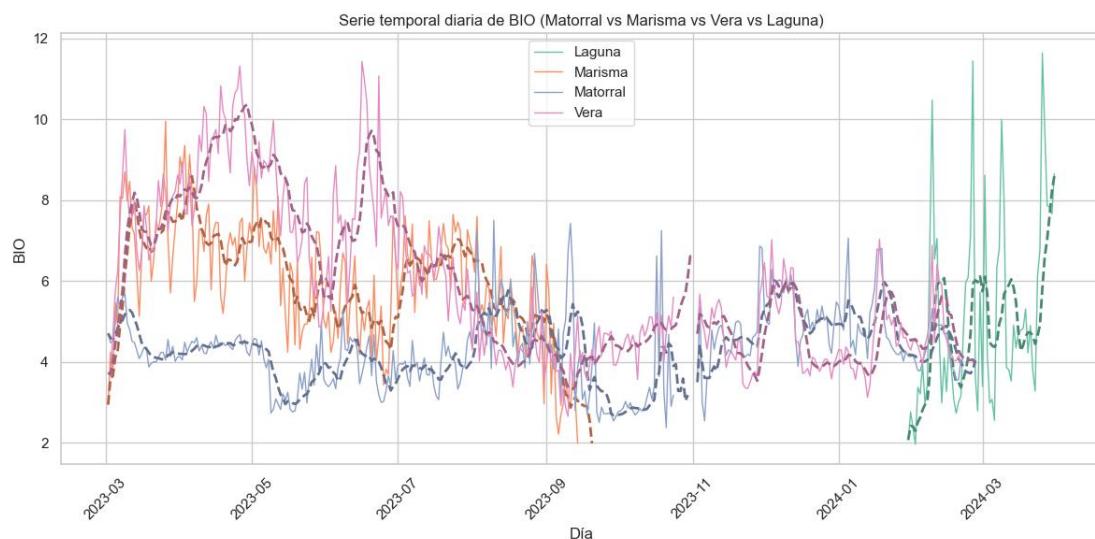
**Figura 4.6** Grafo de relaciones de los índices por zonas con un 95% de confianza aplicando Mann-Whitney sobre el Parque Natural de Doñana.

Se observa que las zonas comparten similitudes acústicas al menos en el índice BIO, lo que sugiere una posible afinidad sonora común entre estas áreas, probablemente relacionada con factores ambientales compartidos o una estructura ecológica similar. Esta similitud podría indicar una distribución homogénea de la actividad biológica en determinados momentos o condiciones.

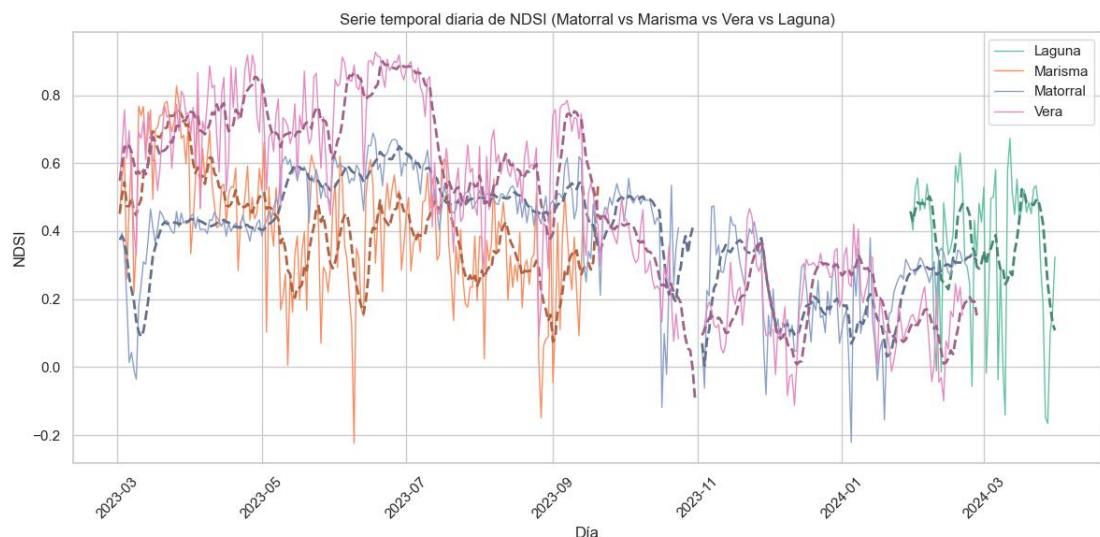
## 4.3. Análisis de series temporales sobre los índices acústicos

### 4.3.1 Estudio a nivel anual

Con el objetivo inicial de explorar visualmente la dinámica y la evolución de estos valores a lo largo del tiempo, se elaboraron series temporales para cada índice, representando de forma clara las variaciones en cada una de las zonas del estudio (Matorral, Marisma, Vera y Laguna). Además, para resaltar las tendencias generales y facilitar una interpretación visual más precisa, se incorporan líneas discontinuas de cada zona que representan la tendencia de las series temporales.



**Figura 4.7** Serie temporal con tendencia del índice BIO comparado por zonas.



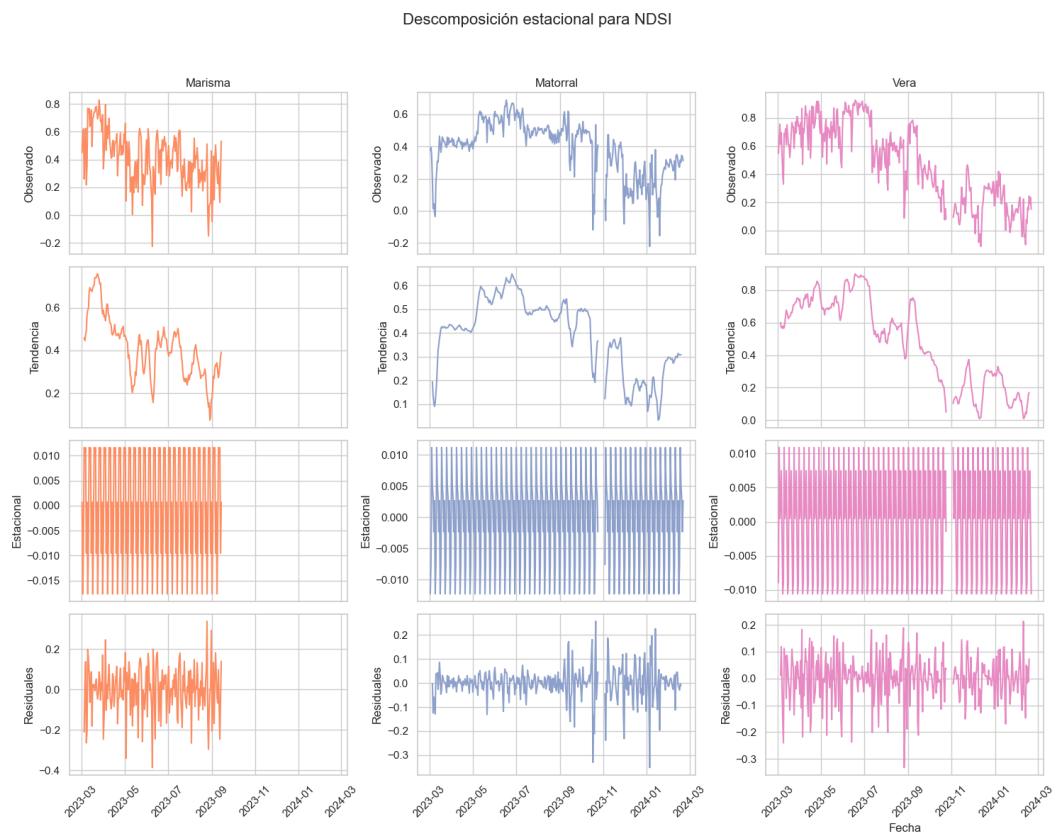
**Figura 4.8** Serie temporal con tendencia del índice NDSI comparado por zonas.

Debido a la insuficiencia de datos disponibles en la serie temporal de la zona de la Laguna se excluye de este estudio, ya que impediría obtener conclusiones robustas. Además, tras una evaluación visual de los resultados iniciales de las series temporales generadas, se han seleccionado los dos índices acústicos que ofrecían una señal más clara y consistente a lo largo del período analizado: el índice BIO por su propia naturaleza, ya que este índice está especialmente diseñado para reflejar la complejidad acústica asociada directamente con la diversidad biológica y el índice NDSI, por su naturaleza, estima el nivel de perturbación antropogénica en el paisaje sonoro mediante la relación entre las componentes acústicas biológicas y las antrópicas. No busca identificar fuentes específicas, sino capturar el equilibrio entre señales naturales y aquellas asociadas a actividad humana, lo que lo hace especialmente útil para valorar la calidad sonora del entorno.

Para analizar la evolución de los índices acústicos a lo largo del tiempo en las tres zonas de estudio (Marisma, Matorral y Vera), se ha aplicado una descomposición clásica de la serie temporal en cuatro componentes fundamentales: la señal observada, la tendencia, la estacionalidad y el componente residual. Este procedimiento permite separar y aislar los comportamientos a largo plazo, los patrones repetitivos y las variaciones no explicadas por los dos anteriores.



**Figura 4.9 Descomposición de la serie temporal del índice BIO por zonas.**

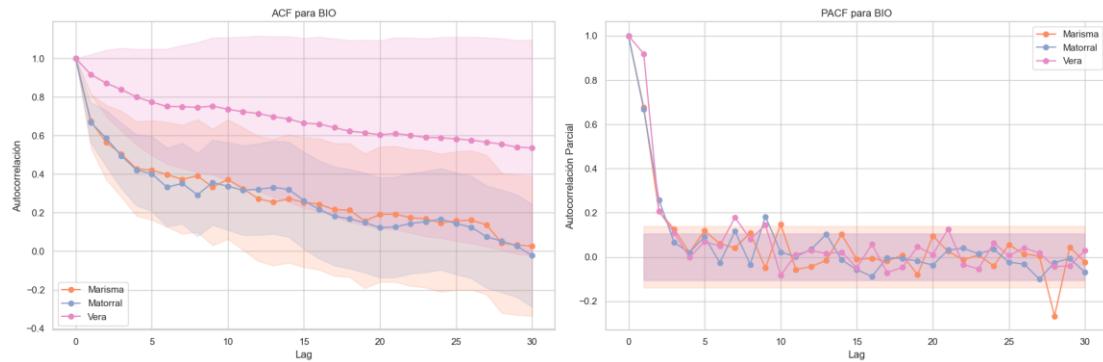


**Figura 4.10 Descomposición de la serie temporal del índice NDSI por zonas.**

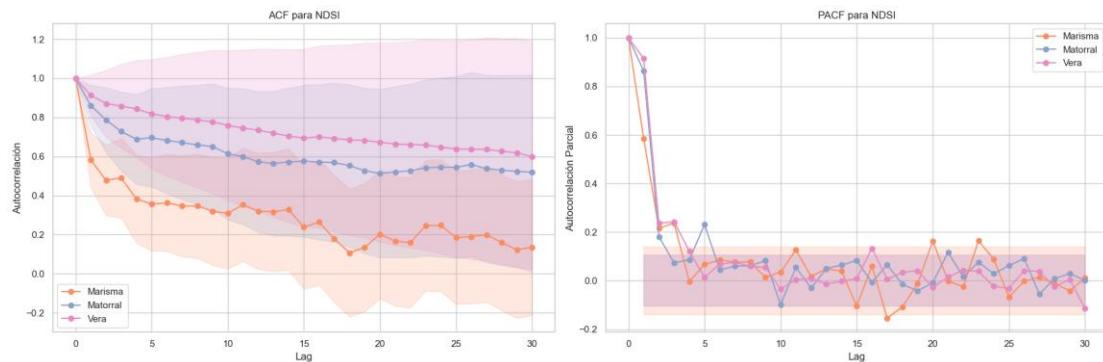
Al observar la tendencia en cada zona para los índices BIO y NDSI, se aprecia en general una disminución progresiva de los valores, lo que podría interpretarse como un “apagado” del paisaje sonoro con el paso del tiempo. Esto resulta especialmente relevante si consideramos que el Parque Natural de Doñana ha experimentado una sequía prolongada durante el periodo de los datos analizados, reduciendo sus masas de agua y, potencialmente, su biodiversidad. Esta tendencia descendente en los índices acústicos respalda la hipótesis de que, conforme Doñana se ha ido secando, la actividad biológica reflejada en los registros sonoros también ha ido decreciendo. No obstante, cabe destacar que recientemente ha llovido de forma significativa en la zona, por lo que sería interesante continuar la monitorización para comprobar si estos episodios de lluvia revierten la tendencia y reactivan la riqueza acústica en el futuro.

Se aplicó la prueba de Dickey-Fuller para verificar la estacionariedad de los índices acústicos BIO y NDSI en las zonas de estudio. Los resultados indican que, para el índice BIO, la zona Laguna no contó con datos suficientes; en Marisma la serie no fue estacionaria en niveles ( $p=0.9323$ ) pero alcanzó estacionariedad tras una diferenciación ( $p=0.0000$ ); en Matorral la serie resultó estacionaria sin necesidad de diferenciación ( $p=0.0237$ ); y en Vera se requirió una diferenciación para obtener estacionariedad ( $p=0.0000$ ). De manera similar, para el índice NDSI, la zona Laguna careció de datos; en Marisma la serie fue estacionaria en niveles ( $p=0.0030$ ), mientras que en Matorral y Vera fue necesaria una diferenciación ( $p=0.0000$  en ambos casos). Estos resultados sugieren que, salvo la ausencia de datos en Laguna, las series requieren como máximo una diferenciación para cumplir con la condición de estacionariedad, lo cual es fundamental para su posterior modelización y análisis.

Además de la prueba de Dickey-Fuller, se apoya la evaluación de la estacionariedad utilizando gráficos de Autocorrelación (ACF) y Autocorrelación Parcial (PACF), que permiten ayudar a identificar patrones en las autocorrelaciones de la serie temporal. Para una serie estacionaria, esperamos que las autocorrelaciones decaigan rápidamente a cero. En el caso de nuestra serie diferenciada, los gráficos ACF y PACF confirman la estacionariedad, mostrando un comportamiento que respalda los resultados obtenidos.



**Figura 4.11** Gráficos ACF y PACF para el índice BIO por zonas.



**Figura 4.12** Gráficos ACF y PACF para el índice NDSI por zonas.

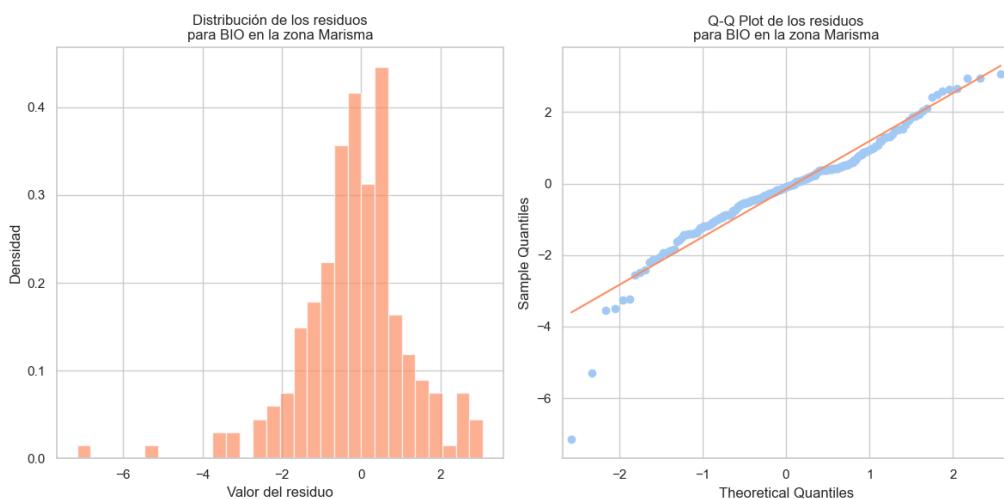
Se aplica la modelización SARIMA a los índices NDSI y BIO en las zonas de Marisma, Matorral y Vera obteniéndose distintos órdenes para cada una que reflejan las particularidades de su dinámica temporal.

```

Modelo SARIMA óptimo para BIO en la zona Marisma:
Orden no estacional (p, d, q): (2, 1, 3)
Orden estacional (P, D, Q, s): (1, 1, 2, 7) | AIC: 507.9998
                                                SARIMAX Results
=====
Dep. Variable:                      BIO      No. Observations:            197
Model:                 SARIMAX(2, 1, 3)x(1, 1, [1, 2], 7)   Log Likelihood       -245.000
Date:                     Sat, 05 Apr 2025      AIC                   508.000
Time:                           03:07:26        BIC                   536.275
Sample:                      03-02-2023      HQIC                  519.473
                               - 09-14-2023
Covariance Type:                opg
=====
                                         coef    std err     z   P>|z|    [0.025    0.975]
-----
ar.L1      -1.6740      0.083   -20.207    0.000   -1.836    -1.512
ar.L2      -0.6944      0.085    -8.199    0.000   -0.860    -0.528
ma.L1       1.1538      0.092   12.607    0.000    0.974    1.333
ma.L2      -0.5160      0.131    -3.929    0.000   -0.773    -0.259
ma.L3      -0.7195      0.061   -11.771    0.000   -0.839    -0.600
ar.S.L7     -0.4486      0.212    -2.120    0.034   -0.863    -0.034
ma.S.L7     -0.5016      2.581    -0.194    0.846   -5.560    4.557
ma.S.L14    -0.5014      1.327    -0.378    0.706   -3.103    2.100
sigma2       0.9288      2.432     0.382    0.703   -3.838    5.696
-----
Ljung-Box (L1) (Q):                  0.09  Jarque-Bera (JB):           2.97
Prob(Q):                            0.77  Prob(JB):                  0.23
Heteroskedasticity (H):              0.88  Skew:                      0.12
Prob(H) (two-sided):                0.64  Kurtosis:                  3.60
=====
```

**Tabla 4.2** Resultados del modelo SARIMA para el índice BIO en Marisma.

Analizando la significatividad de coeficientes (Tabla 4.2), comprobamos que, en nuestro modelo, el valor del índice en cada momento depende de los dos valores anteriores y de los tres errores anteriores, además de reflejar una fuerte correlación entre el valor actual del índice y el correspondiente a siete períodos anteriores. Nuestro modelo captura patrones a corto plazo y también un patrón estacional cada siete períodos (que es justamente un año).

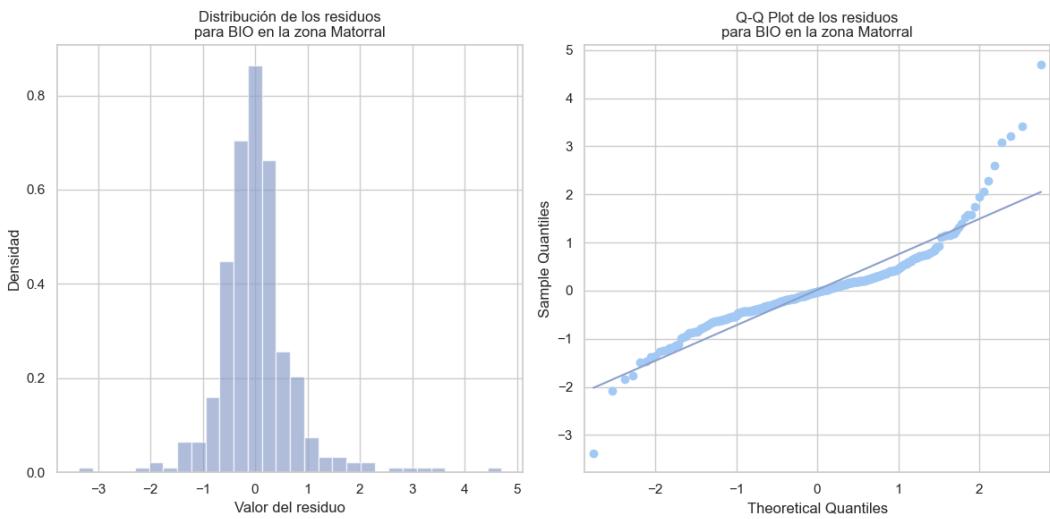


**Figura 4.13** Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice BIO en Marisma.

Los residuos del modelo (Figura 4.13) SARIMA presentan un comportamiento adecuado en términos de autocorrelación, como lo indica el resultado del contraste de Ljung-Box, que no detecta estructura remanente. En este caso, el test de Jarque-Bera no es significativo, lo que sugiere que los residuos se aproximan a una distribución normal, fortaleciendo la validez del modelo en términos teóricos. Además, no se detectan problemas de heterocedasticidad, lo que indica que la varianza de los residuos se mantiene estable en el tiempo, confirmando la robustez del ajuste.

**Tabla 4.3** Resultados del modelo SARIMA para el índice BIO en Matorral.

No se detecta autocorrelación significativa en los residuos (Fig. 4.14), como indica el resultado del test de Ljung-Box (Tabla 4.3), lo que sugiere que el modelo ajusta correctamente la dinámica interna de la serie. El test de Jarque-Bera es claramente significativo, lo que indica una fuerte desviación de la normalidad, con una distribución sesgada. Además, se observa heterocedasticidad relevante, lo que sugiere que la dispersión de los errores no es constante a lo largo del tiempo.



**Figura 4.14 Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice BIO en Matorral.**

Modelo SARIMA óptimo para BIO en la zona Vera:

Orden no estacional ( $p, d, q$ ): (3, 1, 2)

Orden estacional ( $P, D, Q, s$ ): (0, 0, 2, 7) | AIC: 750.8862

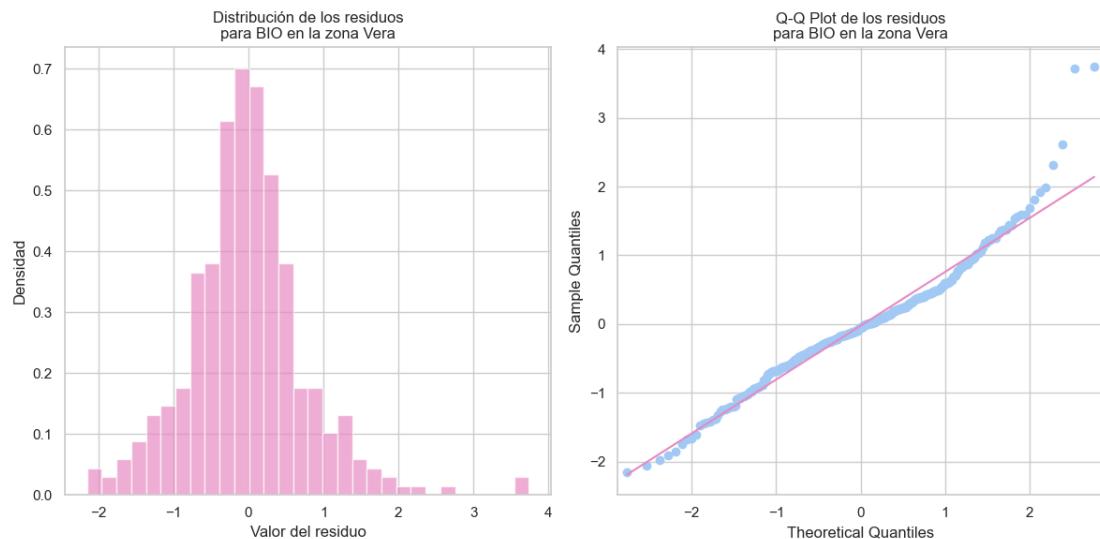
SARIMAX Results

Dep. Variable:	BIO	No. Observations:	349			
Model:	SARIMAX(3, 1, 2)x(0, 0, 2, 7)	Log Likelihood	-367.443			
Date:	Sat, 05 Apr 2025	AIC	750.886			
Time:	03:16:11	BIC	781.303			
Sample:	03-02-2023 - 02-21-2024	HQIC	763.018			
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ar.L1	-0.2595	0.173	-1.504	0.133	-0.598	0.079
ar.L2	0.5925	0.107	5.547	0.000	0.383	0.802
ar.L3	0.1943	0.058	3.373	0.001	0.081	0.307
ma.L1	-0.2288	0.146	-1.565	0.118	-0.515	0.058
ma.L2	-0.9085	0.183	-4.975	0.000	-1.266	-0.551
ma.S.L7	0.0051	0.056	0.091	0.928	-0.104	0.115
ma.S.L14	0.0337	0.056	0.599	0.549	-0.076	0.144
sigma2	0.4648	0.045	10.387	0.000	0.377	0.553
Ljung-Box (L1) (Q):	0.00	Jarque-Bera (JB):	109.73			
Prob(Q):	0.98	Prob(JB):	0.00			
Heteroskedasticity (H):	0.42	Skew:	0.63			
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	5.52			

**Tabla 4.4 Resultados del modelo SARIMA para el índice BIO en Vera.**

El contraste de Ljung-Box muestra un p-valor muy alto (Tabla 4.4), lo que indica que los residuos no presentan autocorrelación (Fig. 4.15), confirmando que el modelo representa adecuadamente la dinámica temporal de la serie. Sin embargo, el test de

Jarque-Bera revela una desviación significativa de la normalidad, probablemente explicada por una asimetría positiva y una curtosis elevada. La heterocedasticidad detectada sugiere cierta inestabilidad en la varianza de los residuos, lo cual podría afectar el rendimiento del modelo en predicciones más alejadas del centro de la serie.



**Figura 4.15** Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice BIO en Vera.

Los residuos del modelo (Tabla 4.5), no presentan autocorrelación significativa, como indica el alto p-valor del contraste de Ljung-Box, lo que sugiere un buen ajuste dinámico del modelo. En cuanto a la distribución, el test de Jarque-Bera también resulta significativo, indicando que los residuos no se ajustan a una distribución normal (Fig. 4.16), aunque en este caso los valores de asimetría y curtosis son menos extremos que en otras zonas. La prueba de heterocedasticidad no muestra evidencia de varianza no constante, lo que refuerza la estabilidad del modelo en términos de dispersión de los errores.

Modelo SARIMA óptimo para NDSI en la zona Marisma:

Orden no estacional ( $p, d, q$ ): (2, 0, 1)

Orden estacional ( $P, D, Q, s$ ): (0, 0, 1, 7) | AIC: -182.8555

SARIMAX Results

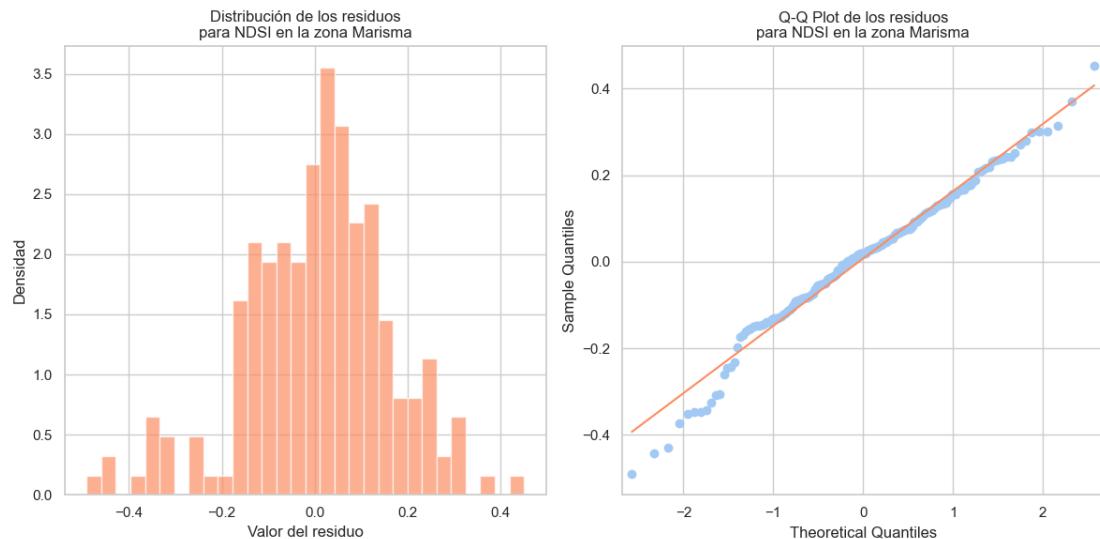
```
=====
Dep. Variable:          NDSI    No. Observations:      197
Model:             SARIMAX(2, 0, 1)x(0, 0, 1, 7) Log Likelihood   96.428
Date:           Sat, 05 Apr 2025   AIC                  -182.856
Time:              03:19:27     BIC                  -166.673
Sample:          03-02-2023   HQIC                 -176.299
                           - 09-14-2023
Covariance Type: opg

=====
```

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ar.L1	1.2588	0.068	18.448	0.000	1.125	1.393
ar.L2	-0.2646	0.068	-3.901	0.000	-0.397	-0.132
ma.L1	-0.9106	0.040	-22.613	0.000	-0.990	-0.832
ma.S.L7	-0.0405	0.076	-0.535	0.593	-0.189	0.108
sigma2	0.0208	0.002	10.024	0.000	0.017	0.025

```
=====
Ljung-Box (L1) (Q):      0.00   Jarque-Bera (JB):        11.18
Prob(Q):                  1.00   Prob(JB):                  0.00
Heteroskedasticity (H):    1.42   Skew:                   -0.52
Prob(H) (two-sided):      0.17   Kurtosis:                3.59
=====
```

**Tabla 4.5 Resultados del modelo SARIMA para el índice NDSI en Marisma.**

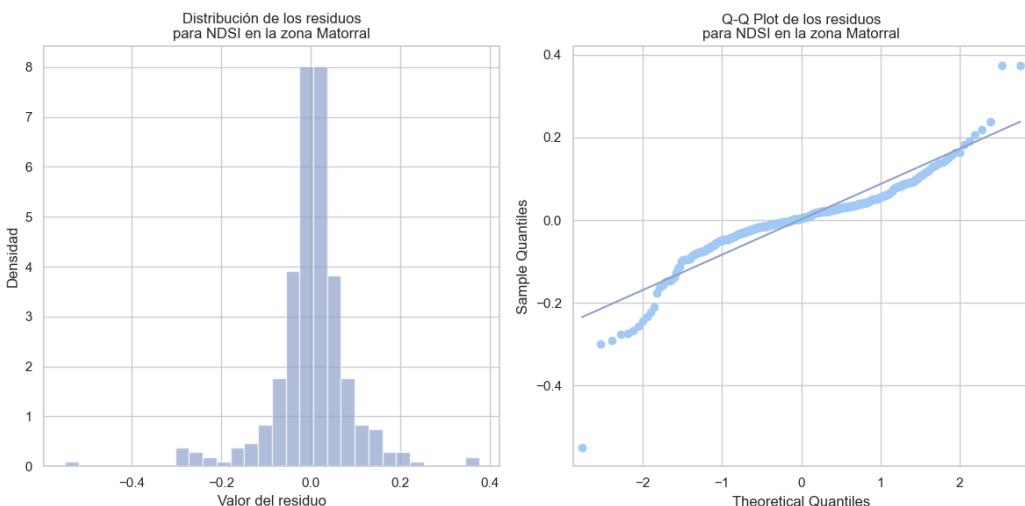


**Figura 4.16 Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice NDSI en Marisma.**

```

Modelo SARIMA óptimo para NDSI en la zona Matorral:
Orden no estacional (p, d, q): (3, 1, 3)
Orden estacional (P, D, Q, s): (0, 0, 0, 7) | AIC: -733.9169
| | | | | | | | SARIMAX Results
=====
Dep. Variable: NDSI No. Observations: 348
Model: SARIMAX(3, 1, 3) Log Likelihood 373.958
Date: Sat, 05 Apr 2025 AIC -733.917
Time: 03:24:57 BIC -707.053
Sample: 03-02-2023 HQIC -723.216
| | | | | - 02-21-2024
Covariance Type: opg
=====
              coef    std err      z   P>|z|   [0.025   0.975]
-----+
ar.L1     -0.4282  0.053  -8.005  0.000  -0.533  -0.323
ar.L2     -0.4166  0.055  -7.564  0.000  -0.525  -0.309
ar.L3      0.5104  0.052   9.759  0.000   0.408   0.613
ma.L1      0.0732  0.039   1.897  0.058  -0.002   0.149
ma.L2      0.1772  0.038   4.688  0.000   0.103   0.251
ma.L3     -0.8885  0.039  -22.679  0.000  -0.965  -0.812
sigma2     0.0063  0.000  18.231  0.000   0.006   0.007
Ljung-Box (L1) (Q): 0.09 Jarque-Bera (JB): 1213.12
Prob(Q): 0.77 Prob(JB): 0.00
...
=====
```

**Tabla 4.6 Resultados del modelo SARIMA para el índice NDSI en Matorral.**



**Figura 4.17 Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice NDSI en Matorral.**

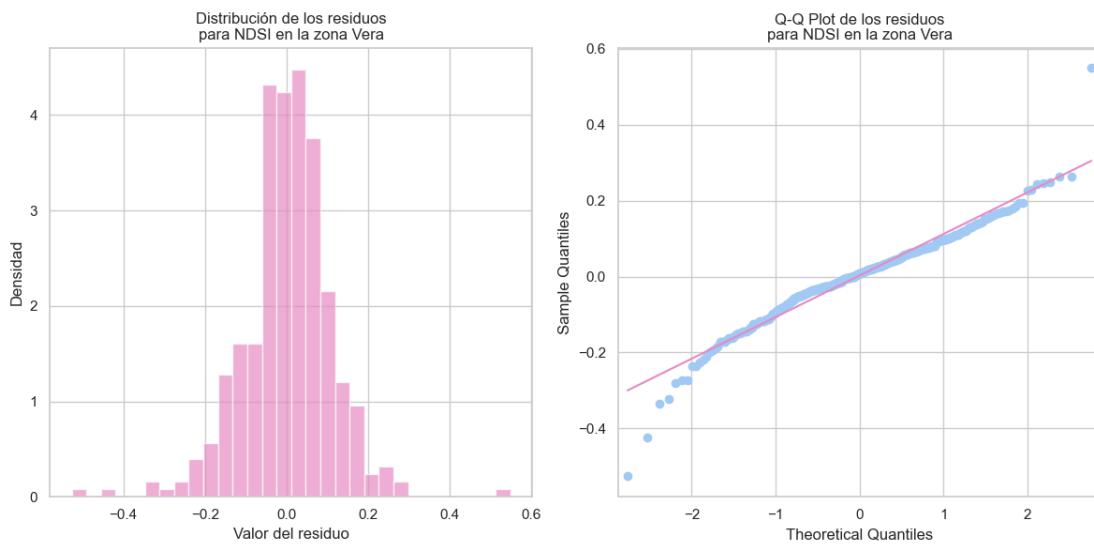
El test de Ljung-Box no detecta autocorrelaciones significativas en los residuos (Tabla 4.6), lo que indica que el modelo logra capturar de manera efectiva la estructura de la serie. No obstante, el resultado del test de Jarque-Bera es altamente significativo, señalando una desviación importante de la normalidad en los residuos (Fig. 4.17),

probablemente por valores extremos y asimetría. Además, el test de heterocedasticidad muestra evidencia clara de varianza no constante.

```

Modelo SARIMA óptimo para NDSI en la zona Vera:
Orden no estacional (p, d, q): (2, 0, 1)
Orden estacional (P, D, Q, s): (0, 0, 0, 7) | AIC: -568.1832
                                         SARIMAX Results
=====
Dep. Variable:                      NDSI      No. Observations:            349
Model:                 SARIMAX(2, 0, 1)   Log Likelihood             288.092
Date:                 Sat, 05 Apr 2025   AIC                  -568.183
Time:                     03:30:10       BIC                  -552.786
Sample:                03-02-2023   HQIC                  -562.053
                           - 02-21-2024
Covariance Type:             opg
=====
                                         coef    std err        z     P>|z|    [0.025    0.975]
-----
ar.L1      1.3813     0.086    16.059    0.000     1.213    1.550
ar.L2     -0.3838     0.086   -4.489    0.000    -0.551   -0.216
ma.L1     -1.2660     0.109   -11.607    0.000    -1.480   -1.052
sigma2     0.0069     0.001     5.711    0.000     0.005    0.009
=====
Ljung-Box (L1) (Q):                   0.03  Jarque-Bera (JB):           11
Prob(Q):                               0.87  Prob(JB):                   0
Heteroskedasticity (H):               0.62  Skew:                      -0
Prob(H) (two-sided):                 0.01  Kurtosis:                   5
=====
```

**Tabla 4.7** Resultados del modelo SARIMA para el índice NDSI en Vera.



**Figura 4.18** Distribuciones de los residuos del modelo SARIMA para el índice NDSI en Vera.

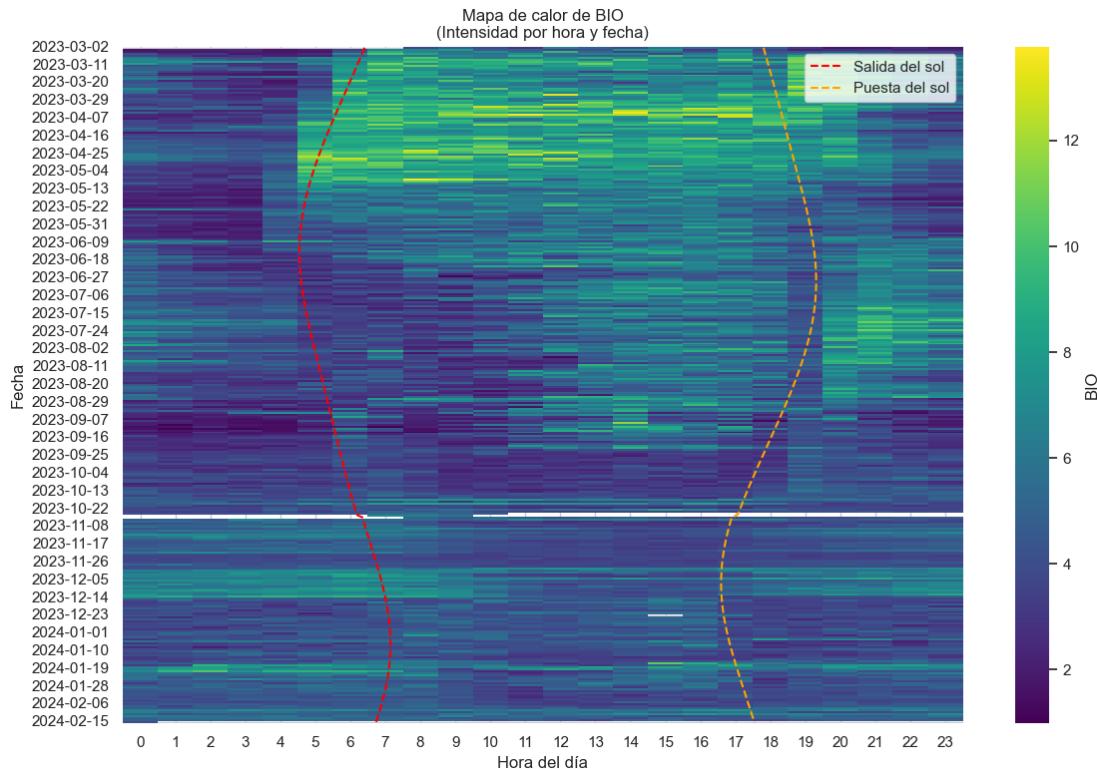
El contraste de Ljung-Box muestra un p-valor alto (Tabla 4.7), lo que indica ausencia de autocorrelación significativa en los residuos. Esto sugiere que el modelo ajustado

logra capturar adecuadamente la dinámica temporal de la serie y que no quedan patrones sistemáticos sin modelar. Por otro lado, la prueba de Jarque-Bera indica un p-valor muy bajo, lo que sugiere que los residuos no siguen una distribución normal, posiblemente por presencia de asimetría y curtosis elevadas (Fig. 4.18). Finalmente, se observa cierta heterocedasticidad, con un p-valor bajo en el test de heterogeneidad, lo que sugiere variabilidad no constante en los residuos, aunque su magnitud es reducida y probablemente no compromete la validez global del modelo.

En conjunto, los modelos SARIMA ajustados han demostrado una buena capacidad para representar la dinámica temporal de los índices BIO y NDSI a lo largo del año en las distintas zonas del parque. Para el índice NDSI, el modelo más robusto en términos de ajuste y parsimonia fue el correspondiente a la zona de Matorral, con el menor valor de AIC y un comportamiento residual aceptable, a pesar de la desviación respecto a la normalidad. En cuanto al índice BIO, el mejor ajuste se observó en la zona de Marisma, donde el modelo presentó estabilidad en los residuos, ausencia de autocorrelación y una distribución próxima a la normalidad, lo que respalda su fiabilidad para la interpretación de los patrones sonoros biológicos. La elección final de estos modelos se basa tanto en criterios de ajuste estadístico como en la calidad de los residuos, priorizando aquellos que ofrecen una representación sólida y equilibrada de las series temporales a lo largo del periodo analizado. Estos modelos sientan una base adecuada para futuras tareas de predicción o simulación de escenarios acústicos en el entorno del Parque Nacional de Doñana.

### **4.3.2 Variabilidad diaria y estacionalidad de la diversidad acústica**

Como estudio adicional se ha trabajado en la construcción de gráficos que permiten visualizar la evolución diaria y estacional los índices BIO y NDSI a lo largo del periodo de estudio. En ambos casos, el eje vertical representa la fecha y el eje horizontal la hora del día. Las líneas punteadas añadidas sobre los gráficos indican las horas de salida (en rojo) y puesta del sol (en naranja), proporcionando un marco temporal que facilita la interpretación en relación con el fotoperiodo. Estas representaciones permiten observar cómo varía la intensidad acústica en función de la hora y la estación, revelando patrones tanto biológicos como antropogénicos o abióticos.

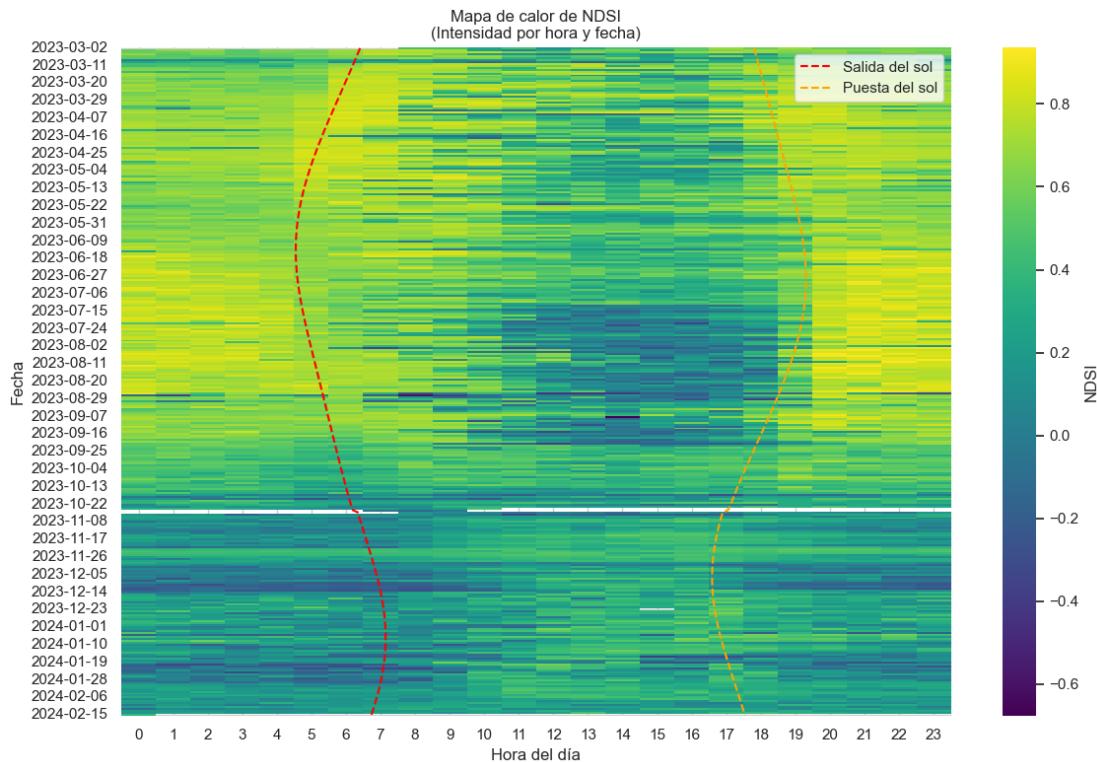


**Figura 4.19** Mapa de calor del índice BIO a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.

El índice BIO, que mide la intensidad de la actividad bioacústica, muestra una marcada concentración de valores elevados durante las horas de luz solar, lo cual es coherente con el comportamiento diurno de muchas especies. Esta tendencia se observa de forma especialmente clara durante la primavera y el verano. En los meses primaverales, el gráfico revela un pico destacado de actividad a primera hora de la mañana, inmediatamente después del amanecer. Este fenómeno se corresponde con el conocido *morning chorus*, un evento acústico característico del periodo reproductivo de las aves, en el que múltiples individuos vocalizan de forma intensa para defender territorio o atraer pareja. Sin embargo, en verano, aunque este pico matutino persiste, se observa un desplazamiento de parte de la actividad hacia las últimas horas del día. Este patrón podría deberse a las altas temperaturas diurnas, que inducen un retraso en la actividad acústica hacia momentos más frescos como el atardecer.

Durante los meses de otoño e invierno, la actividad bioacústica desciende de manera notable, tanto en intensidad como en amplitud horaria. Esta reducción puede estar relacionada con una menor diversidad de especies presentes en el ecosistema debido a

la migración, así como con una disminución en el comportamiento vocal, ya que fuera del periodo reproductivo las aves vocalizan con menor frecuencia.



**Figura 4.20** Mapa de calor del índice NDSI a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.

Por otro lado, el índice NDSI compara la proporción de sonidos biológicos frente a aquellos de origen antropogénico o abiótico, como el viento o el tráfico humano. Los valores positivos del índice indican una mayor dominancia de sonidos biológicos, mientras que los valores negativos reflejan una mayor presencia de ruido no biológico. El mapa de calor evidencia un patrón claro de disminución del NDSI durante las horas centrales del día en los meses de verano. Esta tendencia sugiere una menor actividad biológica (probablemente por inactividad diurna de fauna durante las horas más calurosas) y un aumento relativo del ruido antropogénico o ambiental, fenómeno conocido como *siesta ecológica*. En este periodo, la vida animal tiende a reducir su actividad para evitar el estrés térmico, y el paisaje sonoro se ve dominado por fuentes de ruido no biológico.

Durante los meses invernales también se detectan valores bajos de NDSI, lo cual podría deberse principalmente a factores abióticos. La presencia de tormentas, vientos fuertes u otros eventos meteorológicos típicos de esta estación contribuye a enmascarar la señal

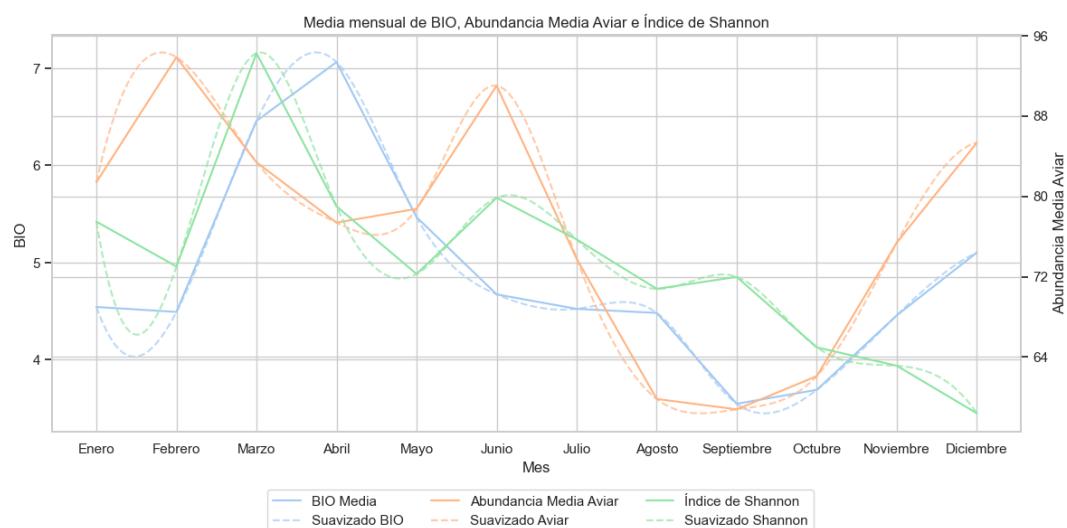
biológica, disminuyendo la proporción relativa a las aves. En cambio, durante la primavera y parte del otoño, los valores de NDSI tienden a ser más positivos, indicando una mayor contribución de sonidos naturales en el paisaje sonoro. Este comportamiento es coherente con un entorno acústico más equilibrado y biológicamente activo.

#### 4.4. Diversidad aviar

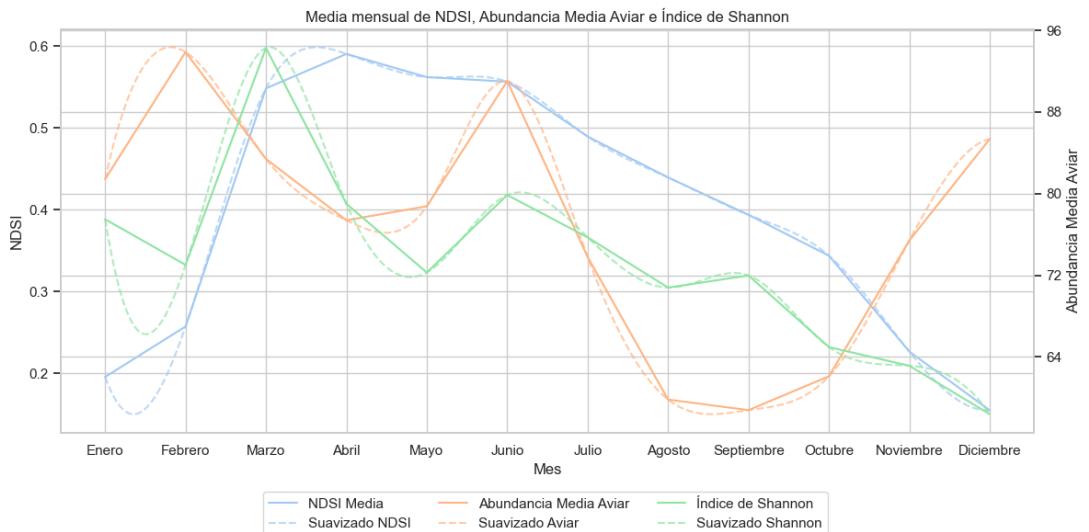
En esta sección, se aborda un análisis introductorio de la diversidad aviar presente en el Parque Natural de Doñana, empleando para ello registros obtenidos gracias al trabajo de expertos ornitólogos. Estos especialistas han realizado censos continuos desde marzo de 2023 hasta la actualidad, en total 6.511 censos, utilizando las mismas grabadoras empleadas en la caracterización acústica, como posición de observación, lo que garantiza una coherencia espacial y temporal de los datos analizados.

Para integrar estos datos de biodiversidad aviar, se procede a agrupar las observaciones según la zona de ubicación de cada grabadora. Una vez organizados, se calcula el índice de Shannon y, adicionalmente, se determina la media diaria de observaciones aviares por mes y por zona, medidas que en conjunto ofrecen una visión amplia tanto de la diversidad como de la abundancia relativa de aves en cada área.

Una comparación gráfica preliminar con los índices acústicos anteriormente calculados permite explorar visualmente posibles relaciones entre la diversidad biológica observada y las características acústicas del paisaje.



**Figura 4.21** Evolución mensual del índice BIO, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.



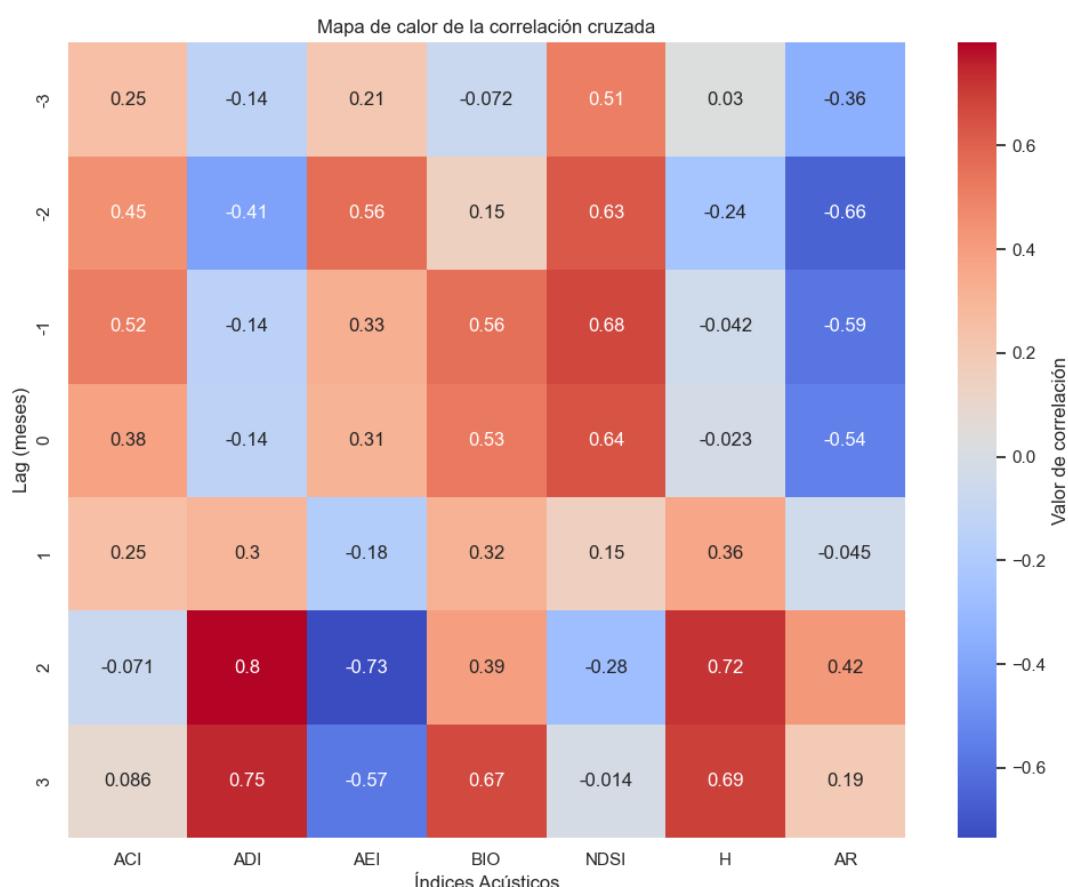
**Figura 4.22** Evolución mensual del índice NDSI, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.

En el primer gráfico (Fig. 4.21) se observa cómo el valor medio mensual del índice BIO sigue un patrón estacional claro, con picos en marzo y junio, coincidiendo con periodos de mayor actividad biológica. Este comportamiento está alineado con los aumentos de la abundancia aviar y el índice de Shannon, que también alcanzan valores elevados durante esos meses. En especial, marzo muestra una coincidencia de máximos entre los tres indicadores, lo que sugiere una fuerte sincronía entre la actividad bioacústica, la presencia de aves y la diversidad aviar percibida. A partir del verano, especialmente en agosto, los tres indicadores disminuyen notablemente, alcanzando sus mínimos anuales, reflejando un periodo de menor actividad tanto biológica como acústica. Posteriormente, a partir de octubre, se detecta una recuperación progresiva.

En el segundo gráfico (Fig. 4.22), muestra la evolución del índice NDSI, también se aprecian patrones de variación mensual que se relacionan con la abundancia aviar y la diversidad. El NDSI alcanza valores máximos entre marzo y abril, coincidiendo con los valores más altos del índice de Shannon y la abundancia aviar. A partir de ese punto, el NDSI decrece de forma continua hasta llegar a un mínimo en octubre, mes en el que los niveles de ruido no biológico podrían estar dominando el paisaje sonoro. Esta disminución coincide con los descensos en la abundancia de aves y en la diversidad, sugiriendo que la pérdida de señales biológicas se acompaña de una menor riqueza aviar detectada. Cabe destacar que el patrón descendente del NDSI es más sostenido que el

del índice BIO, lo que podría reflejar una influencia más constante de fuentes no biológicas a lo largo del año.

Una vez realizado el análisis gráfico preliminar, una correlación cruzada permite explorar de manera más detallada la posible relación temporal existente entre los índices acústicos y los registros mensuales de diversidad aviar. La correlación cruzada permite identificar si existe alguna dependencia temporal significativa entre ambas variables, analizando no solo la relación directa ( $\text{lag} = 0$ ), sino también relaciones desplazadas en el tiempo ( $\text{lags}$  positivos o negativos).



**Figura 4.23** Mapa de calor de la correlación cruzada de los índices acústicos respecto del índice de Shannon.

Los resultados obtenidos a través de este análisis revelan patrones interesantes. En el mismo mes ( $\text{lag} = 0$ ), destacan correlaciones moderadas positivas en los índices BIO (0.526) y especialmente en NDSI (0.638), indicando una asociación directa entre estos índices acústicos y la diversidad aviar observada en simultáneo. Por otro lado, índices

como AR (-0.544) muestran una correlación negativa moderada en este mismo momento temporal.

Cuando se observan los resultados para meses previos (lags negativos), se aprecian correlaciones positivas notables en los índices ACI, AEI y NDSI. En particular, con un mes de antelación (lag = -1), NDSI presenta un valor de correlación más elevado (0.679), sugiriendo que este índice acústico podría anticipar o reflejar condiciones favorables para una mayor diversidad aviar en el mes siguiente. Asimismo, en el lag = -2, se observan correlaciones fuertes en NDSI (0.628) y AEI (0.563), lo que refuerza la hipótesis de que ciertas características acústicas podrían estar influyendo o anticipando cambios en la composición aviar del área de estudio.

Por otro lado, con retrasos posteriores (lags positivos), aparecen correlaciones positivas muy destacadas con ADI y H en los lags 2 y 3, indicando que ciertos patrones acústicos podrían estar más relacionados con efectos posteriores al momento de observación de la diversidad aviar. La correlación alta positiva observada en ADI (0.799 para lag = 2 y 0.747 para lag = 3) sugiere que este índice acústico podría reflejar procesos ecológicos posteriores que influyen en el comportamiento de las aves.

Este análisis visual inicial constituye un primer paso exploratorio clave, que permitirá posteriormente plantear hipótesis fundamentadas sobre la relación ecológica entre las características acústicas del entorno y la biodiversidad aviar. De confirmarse visualmente tendencias claras en estas comparaciones, se justificaría realizar posteriormente un análisis estadístico más riguroso para evaluar de forma más precisa y concluyente la existencia de dichas correlaciones.

## 5. Conclusiones

El análisis del documento revela que los resultados obtenidos confirman que los índices acústicos, en particular el índice Bioacústico (BIO) y el índice de Diferencia Normalizada del Paisaje Sonoro (NDSI), son capaces de captar la complejidad y dinámica de los paisajes sonoros en Doñana. Las diferencias observadas en los valores de estos índices reflejan variaciones significativas en la actividad vocal de las aves y en la distribución espacial de la biofonía, permitiendo distinguir claramente entre áreas con predominio de sonidos biológicos y aquellas influenciadas por ruidos antropogénicos. La aplicación de pruebas estadísticas, como el contraste de Kruskal-Wallis y el análisis de series temporales mediante modelos ARIMA y SARIMA, ha puesto de manifiesto que los patrones de actividad acústica varían no solo entre zonas, sino también a lo largo del tiempo, evidenciando tendencias y ciclos estacionales que se corresponden con las fluctuaciones en la diversidad aviar.

Además, los resultados indican que los métodos de preprocesamiento y análisis aplicados, basados en técnicas de bootstrapping para mitigar la pseudoreplicación y la utilización de pruebas de normalidad, han permitido extraer conclusiones robustas a pesar de la inherente asimetría de los datos. La clara diferenciación de los índices entre distintas grabadoras y zonas refuerza la idea de que cada hábitat del parque posee una firma sonora propia, influenciada por factores ambientales y el grado de interferencia antropogénica. La sensibilidad de estos índices parece ser de detectar cambios sutiles en el paisaje sonoro demuestra que pueden ser utilizados como indicadores del estado y evolución de la biodiversidad.

No obstante, es importante destacar que la integración y correlación directa de la diversidad real de especies con los índices acústicos se ha tratado de manera visual y superficial.

Se plantean como líneas futuras de estudio:

- Este estudio se realizó con datos registrados durante un periodo de fuerte sequía en Doñana, lo que pudo haber condicionado significativamente la actividad acústica registrada. Por ello, sería especialmente interesante recopilar nuevos datos a lo largo del año, en el que se han producido fuertes precipitaciones, para comparar los resultados entre años secos y húmedos. Esta comparación

permitiría analizar posibles variaciones en la actividad y diversidad aviar asociadas a las condiciones hidrológicas.

- Resulta de interés ampliar el alcance del estudio incorporando datos meteorológicos de la zona, como la temperatura, la humedad, las precipitaciones y la presión atmosférica, entre otros. Integrar estas variables permitiría analizar su posible influencia sobre los índices acústicos y los patrones de diversidad aviar, ayudando a identificar correlaciones o tendencias que puedan estar mediadas por condiciones climáticas.
- Profundizar en la relación entre la diversidad biológica observada mediante métodos tradicionales (como los censos visuales) y los índices acústicos, lo que permitiría afinar la interpretación ecológica de estos índices y potenciar su aplicación en la monitorización y gestión de la biodiversidad en ecosistemas como el Parque Natural de Doñana.

## 6. Referencias

- Alcocer, I., Lima, H., Sugai, L. S. M., & Llusia, D. (2022). Acoustic indices as proxies for biodiversity: A meta-analysis. *Biological Reviews*, 97(6), 2209-2236. <https://doi.org/10.1111/brv.12890>
- Boelman, N. T., Asner, G. P., Hart, P. J., & Martin, R. E. (2007). Multi-trophic invasion resistance in Hawaii: Bioacoustics, field surveys, and airborne remote sensing. *Ecological Applications*, 17(8), 2137-2144. <https://doi.org/10.1890/07-0004.1>
- Bradfer-Lawrence, T., Bunnefeld, N., Gardner, N., Willis, S. G., y Dent, D. H. (2020). Rapid assessment of avian species richness and abundance using acoustic indices. *Ecological Indicators*, 115, 106400. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106400>
- Bradfer-Lawrence, T., Gardner, N., Bunnefeld, L., Bunnefeld, N., Willis, S. G., y Dent, D. H. (2019). Guidelines for the use of acoustic indices in environmental research. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(10), 1796–1807. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13254>
- Depraetere, M., Pavoine, S., Jiguet, F., Gasc, A., Duvail, S., & Sueur, J. (2012). Monitoring animal diversity using acoustic indices: Implementation in a temperate woodland. *Ecological Indicators*, 13(1), 46-54.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427–431. <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10482531>
- Gaspar, L. P., D. A. Scarpelli, M., Oliveira, E. G., Alves, R. S.-C., Gomes, A. M., Wolf, R., Ferneda, R. V., Kamazuka, S. H., Gussoni, C. O. A., & Ribeiro, M. C. (2023). Predicting bird diversity through acoustic indices within the Atlantic Forest biodiversity hotspot. *Frontiers in Remote Sensing*, 4. <https://doi.org/10.3389/frsen.2023.1283719>
- Gotelli, N. J., & Colwell, R. K. (2001). Quantifying biodiversity: Procedures and pitfalls in the measurement and comparison of species richness. *Ecology Letters*, 4(4), 379–391. <https://doi.org/10.1046/j.1461-0248.2001.00230.x>
- Herrera, A. M., Riera, R., y Rodríguez, R. A. (2023). Alpha species diversity measured by Shannon's H-index: Some misunderstandings and underexplored traits, and its key

role in exploring the trophodynamic stability of dynamic multiscapes. *Ecological Indicators*, 156, 111118. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111118>

Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1987). A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review*, 55(2), 163-172. <https://doi.org/10.2307/1403192>

Kasten, E. P., Gage, S. H., Fox, J., & Joo, W. (2012). The Remote Environmental Assessment Laboratory's Acoustic Library: An archive for studying soundscape ecology. *Ecological Informatics*, 12, 50-67.

Kruskal, W. H., & Wallis, W. A. (1952). Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 47, 583-621. <http://dx.doi.org/10.1080/01621459.1952.10483441>

Lai, Y.-T., Lu, S.-S., y Shiao, M.-T. (2025). Characterization of soundscapes with acoustic indices and clustering reveals phenology patterns in a subtropical rainforest. *Ecological Indicators*, 171, 113126. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2025.113126>

Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), 297-303. <https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>

Mann, H. B., & Whitney, D. R. (1947). On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. *The Annals of Mathematical Statistics*, 18(1), 50-60. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177730491>

Márquez-Rodríguez, A., Mohedano-Munoz, M. Á., Marín-Jiménez, M. J., Santamaría-García, E., Bastianelli, G., Jordano, P., & Mendoza, I. (2025). A bird song detector for improving bird identification through deep learning: A case study from Doñana. *arXiv preprint arXiv:2503.15576*. <https://arxiv.org/abs/2503.15576v1>

Pieretti, N., Farina, A., & Morri, D. (2011). A new methodology to infer the singing activity of an avian community: The Acoustic Complexity Index (ACI). *Ecological Indicators*, 11(3), 868-873. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2010.11.005>

Reyero Molina, C. (2024). *Caracterización estadística de la diversidad aviar en el Parque Nacional de Doñana mediante análisis ecoacústico* [Trabajo de Fin de Grado, Universidad de Tecnología y Arte Digital (U-tad)].

Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3-4), 591-611.  
<https://doi.org/10.1093/biomet/52.3-4.591>

Sueur, J., Aubin, T., & Simonis, C. (s. f.). Sound analysis and synthesis with the package Seewave.

Sueur, J., Pavoine, S., Hamerlynck, O., & Duvail, S. (2008). Rapid acoustic survey for biodiversity appraisal. *PLoS ONE*, 3(12), e4065.

Sueur, J., Farina, A., Gasc, A., Pieretti, N., & Pavoine, S. (2014). Acoustic Indices for Biodiversity Assessment and Landscape Investigation. *Acta Acustica united with Acustica*, 100(4), 772-781. <https://doi.org/10.3813/AAA.918757>

Villanueva-Rivera, L. J., Pijanowski, B. C., Doucette, J., & Pekin, B. (2011). A primer of acoustic analysis for landscape ecologists. *Landscape Ecology*, 26(9), 1233-1246.  
<https://doi.org/10.1007/s10980-011-9636-9>

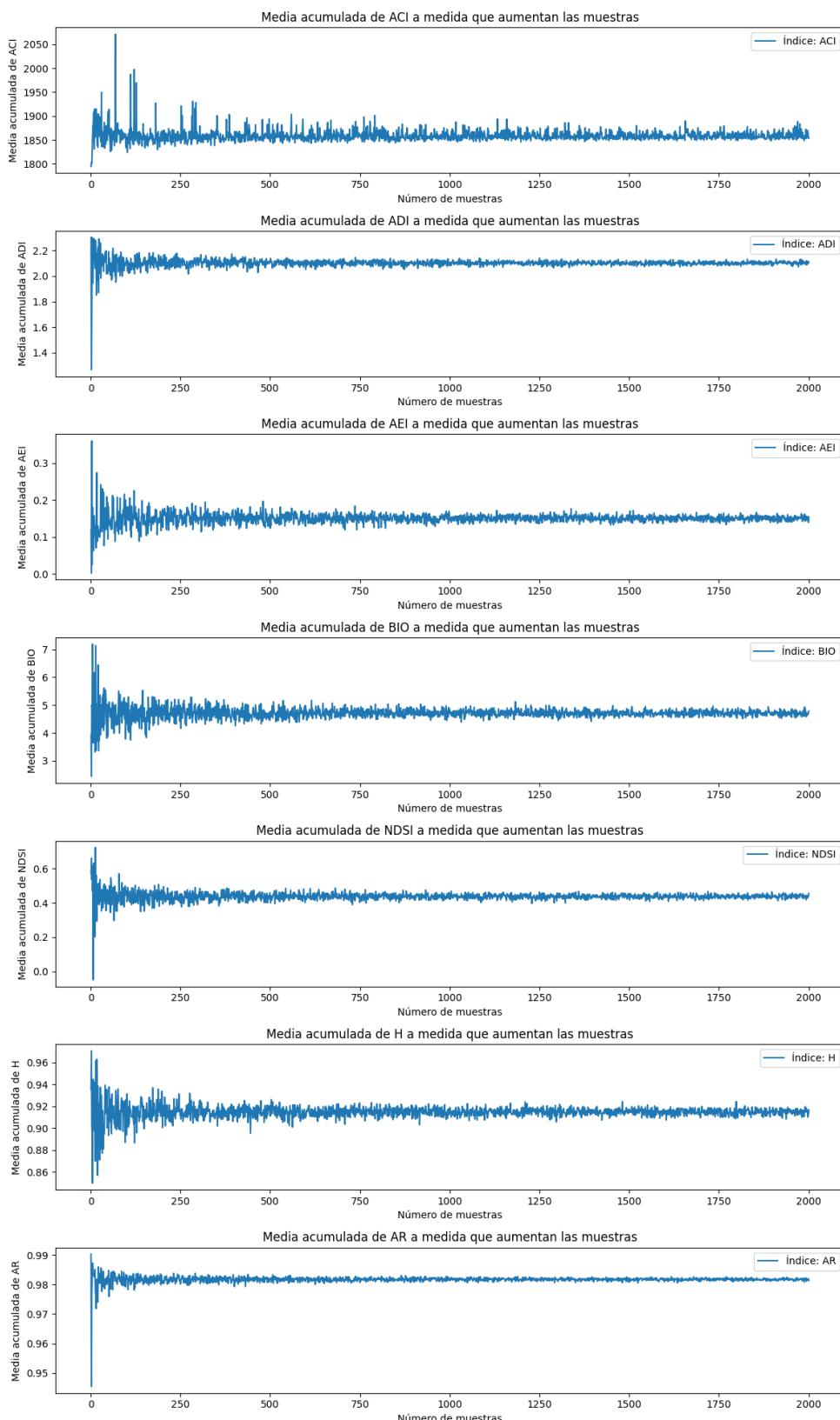
Vázquez, O. N. T. (2022). Eco-acústica para la conservación. *Eco Solar*, 79, Article 79.

Xiang, Y., Meng, Q., Zhang, X., Li, M., Yang, D., & Wu, Y. (2023). Soundscape diversity: Evaluation indices of the sound environment in urban green spaces—Effectiveness, role, and interpretation. *Ecological Indicators*, 154, 110725.  
<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.110725>

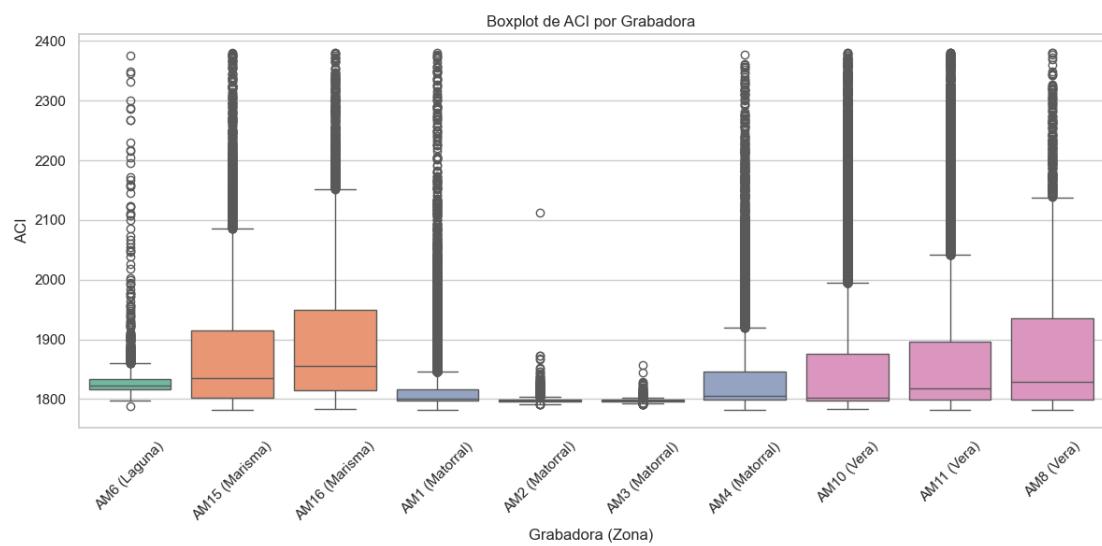
Yakubu, U. A., & Saputra, M. P. A. (2022). Time series model analysis using autocorrelation function (ACF) and partial autocorrelation function (PACF) for e-wallet transactions during a pandemic. *International Journal of Global Operations Research*, 3(3), 80–85. <https://doi.org/10.47194/ijgor.v3i3.168>

Zorrilla-Miras, P., Palomo, I., Gómez-Baggethun, E., Martín-López, B., Lomas, P. L., & Montes, C. (2014). Effects of land-use change on wetland ecosystem services: A case study in the Doñana marshes (SW Spain). *Landscape and Urban Planning*, 122, 160–174. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2013.09.013>

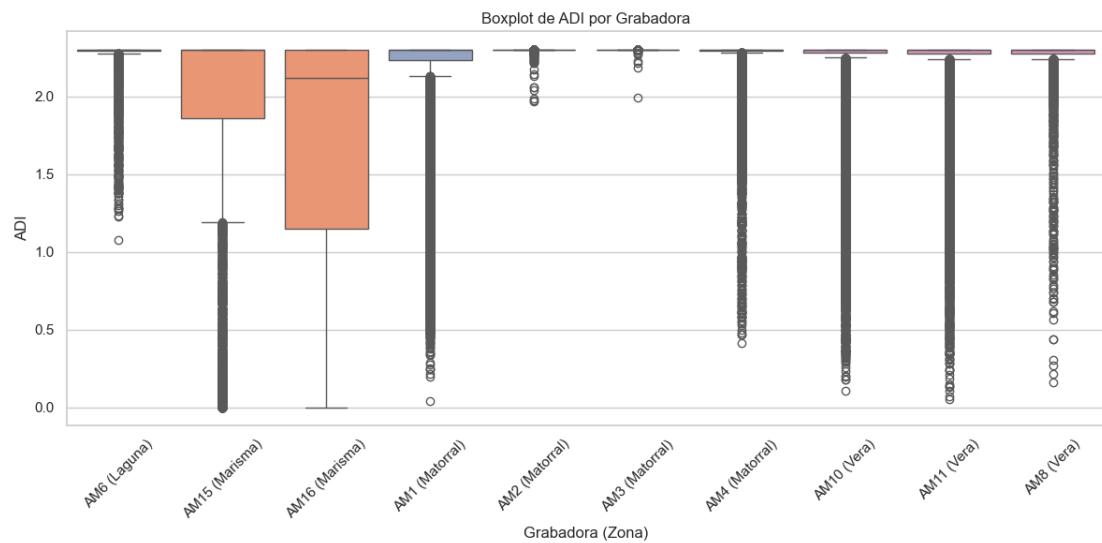
## 7. Anexos



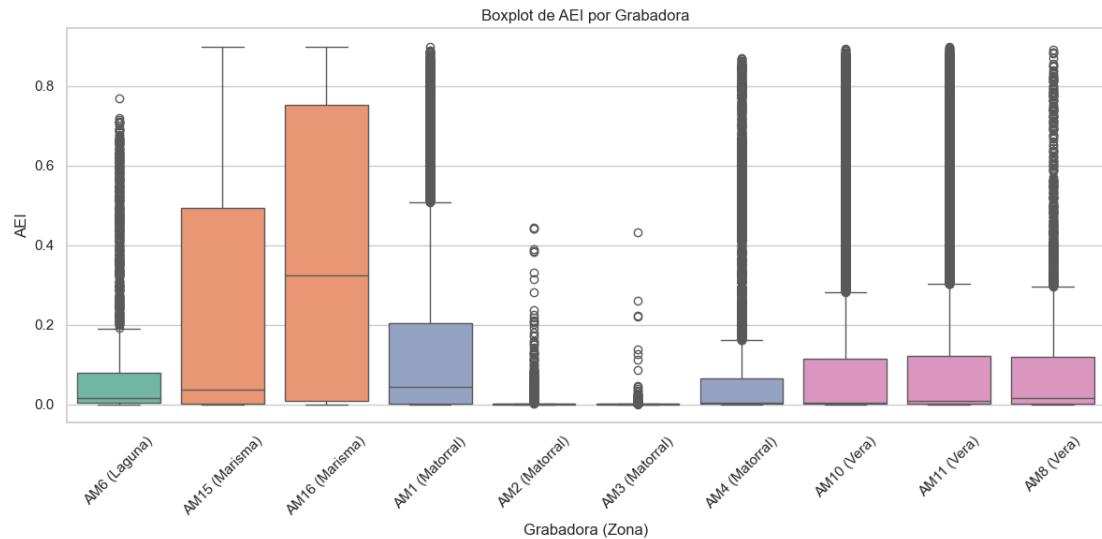
**Figura 7.1 Curva de rarefacción de los índices acústicos**



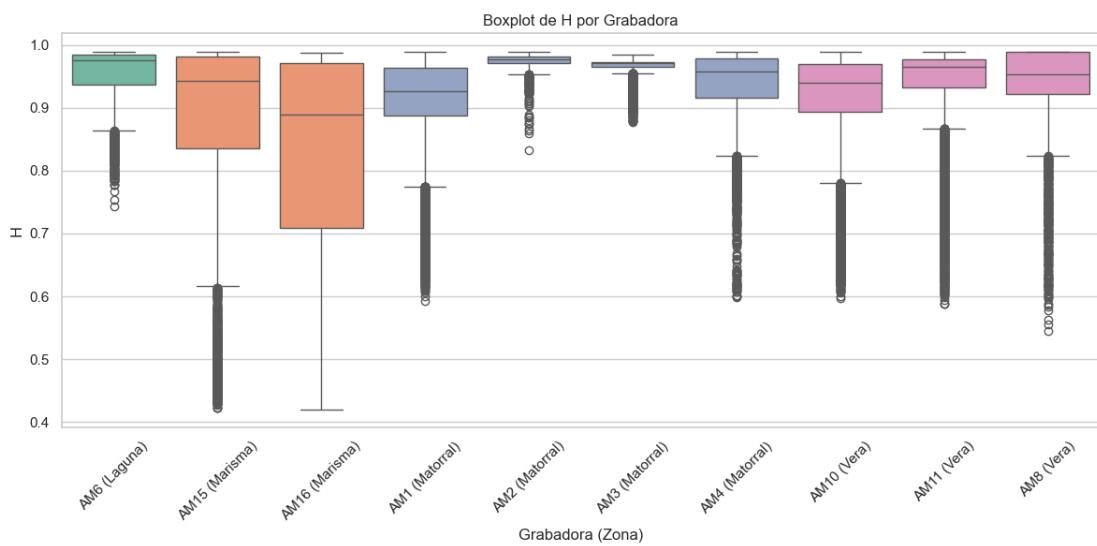
**Figura 7.2** Diagrama de caja del índice ACI por grabadora y zona.



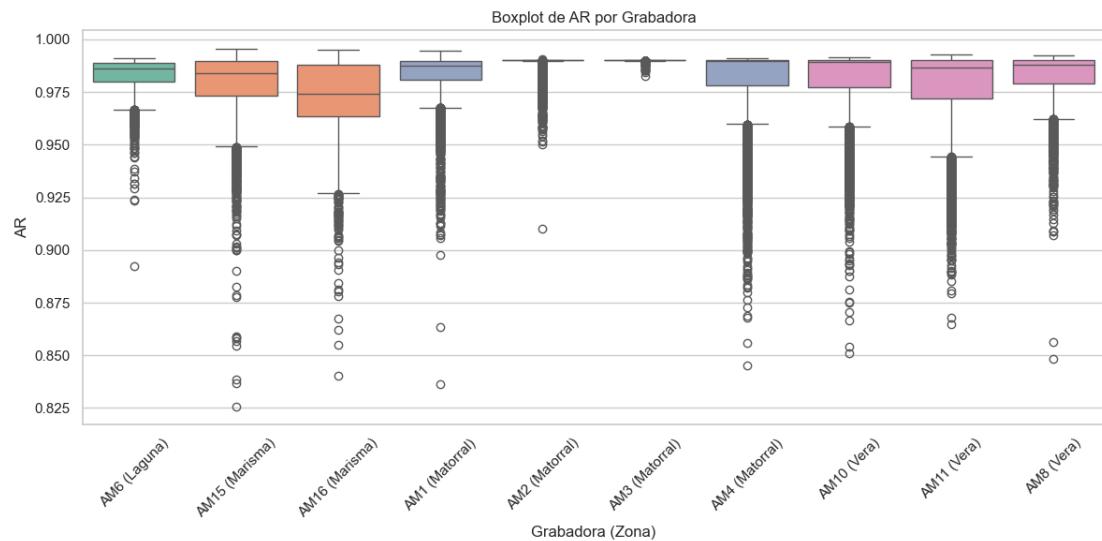
**Figura 7.3** Diagrama de caja del índice ADI por grabadora y zona.



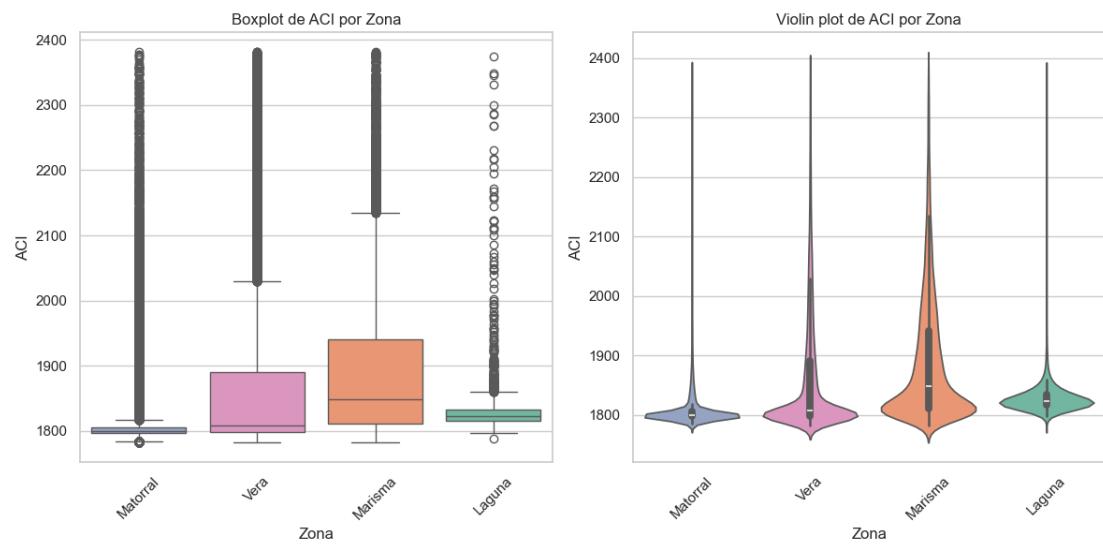
**Figura 7.4** Diagrama de caja del índice AEI por grabadora y zona.



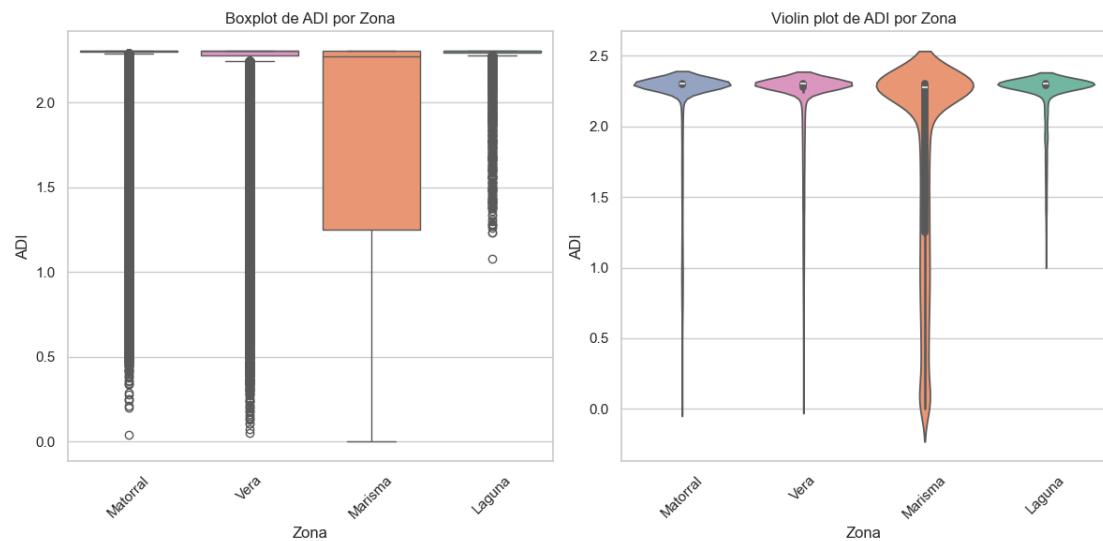
**Figura 7.5** Diagrama de caja del índice H por grabadora y zona.



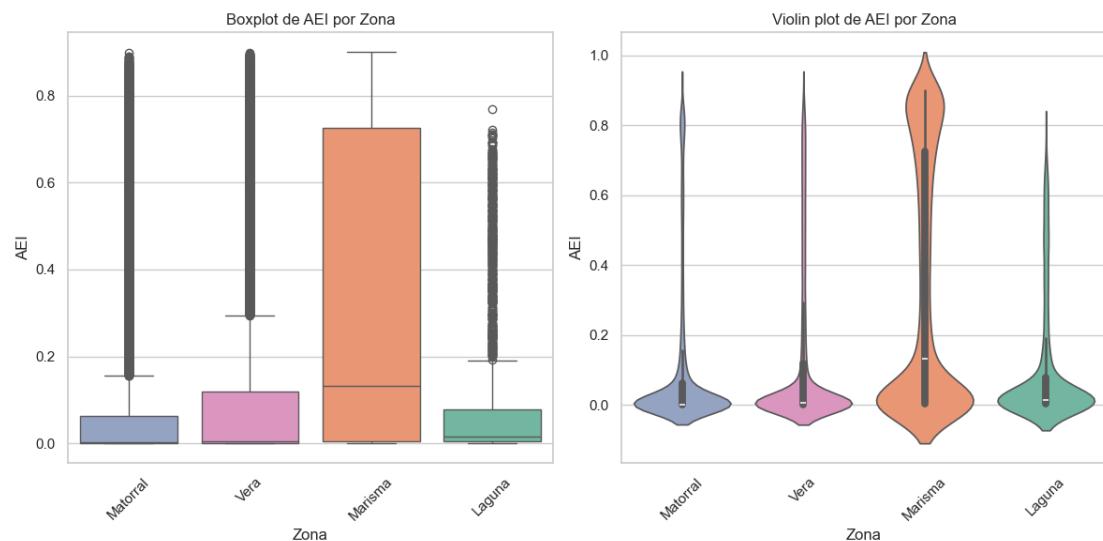
**Figura 7.6** Diagrama de caja del índice AR por grabadora y zona.



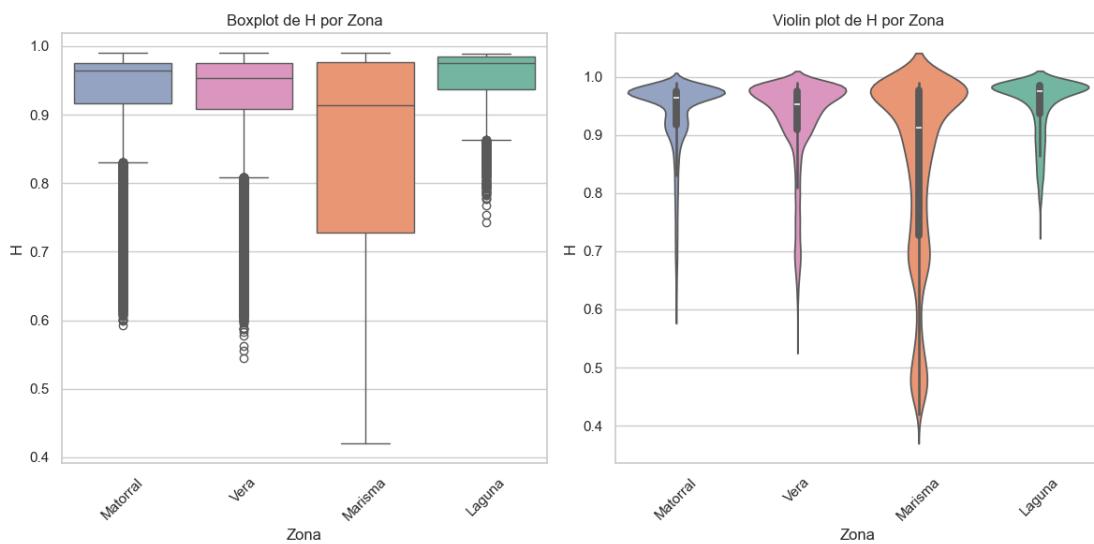
**Figura 7.7 Diagramas de caja y violín del índice ACI agrupado por zonas.**



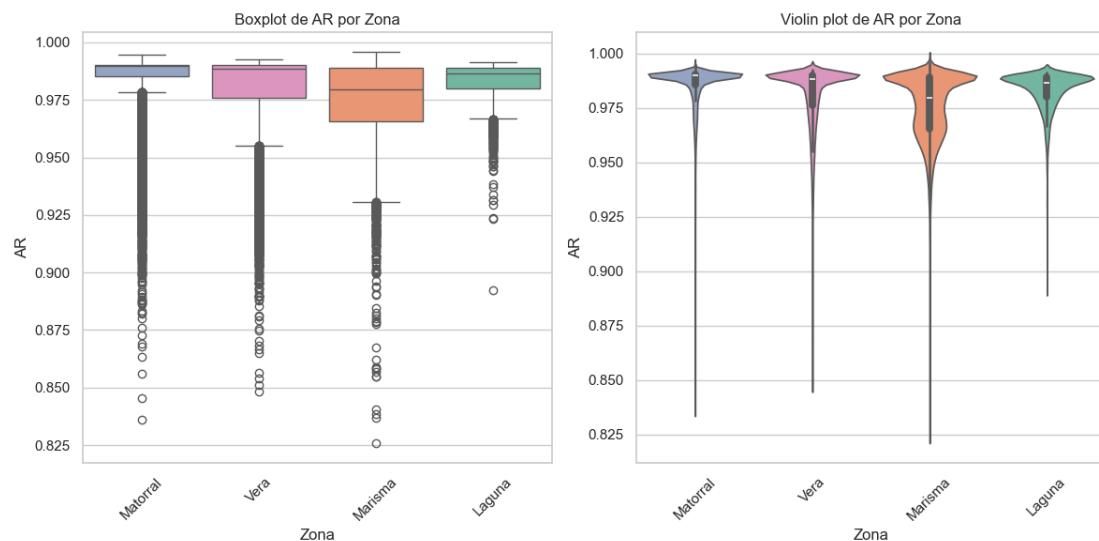
**Figura 7.8 Diagramas de caja y violín del índice ADI agrupado por zonas.**



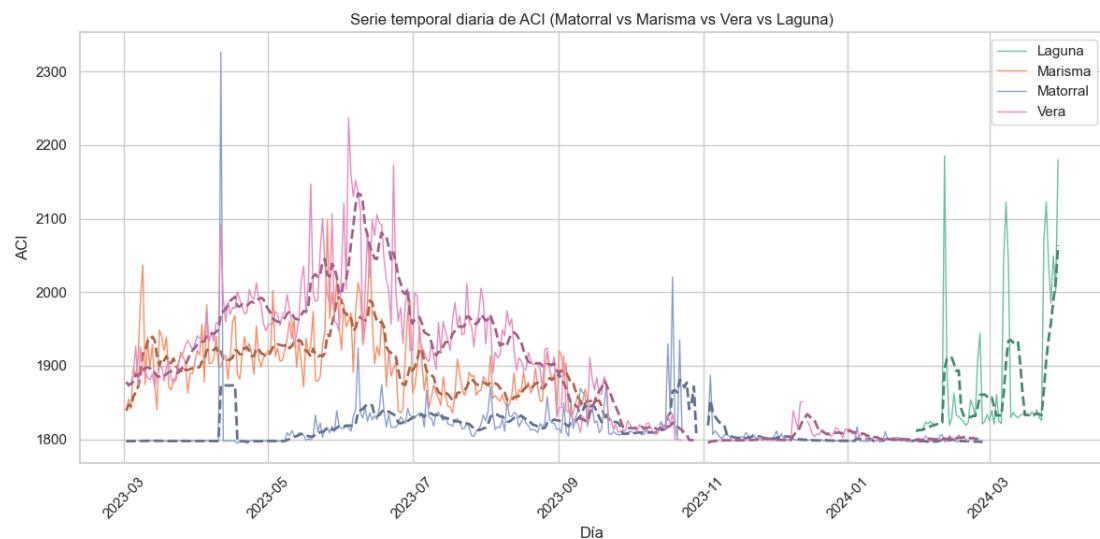
**Figura 7.9 Diagramas de caja y violín del índice AEI agrupado por zonas.**



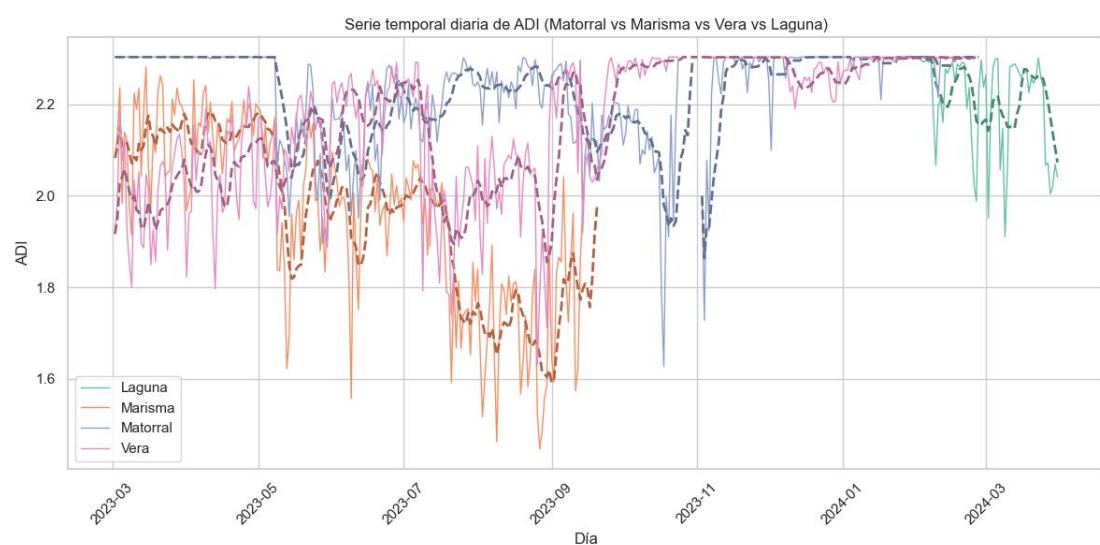
**Figura 7.10** Diagramas de caja y violín del índice  $H$  agrupado por zonas.



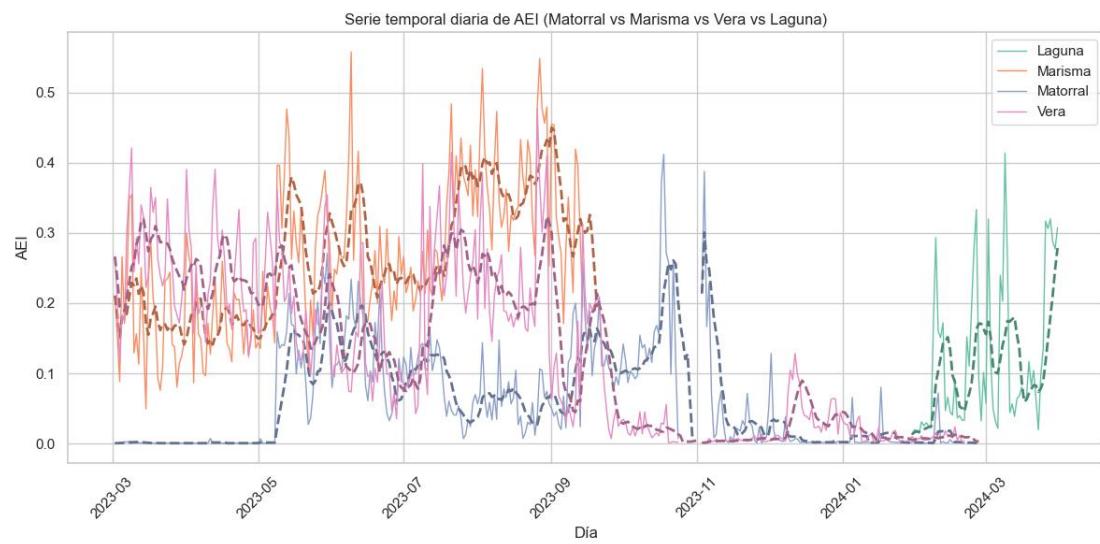
**Figura 7.11** Diagramas de caja y violín del índice  $AR$  agrupado por zonas.



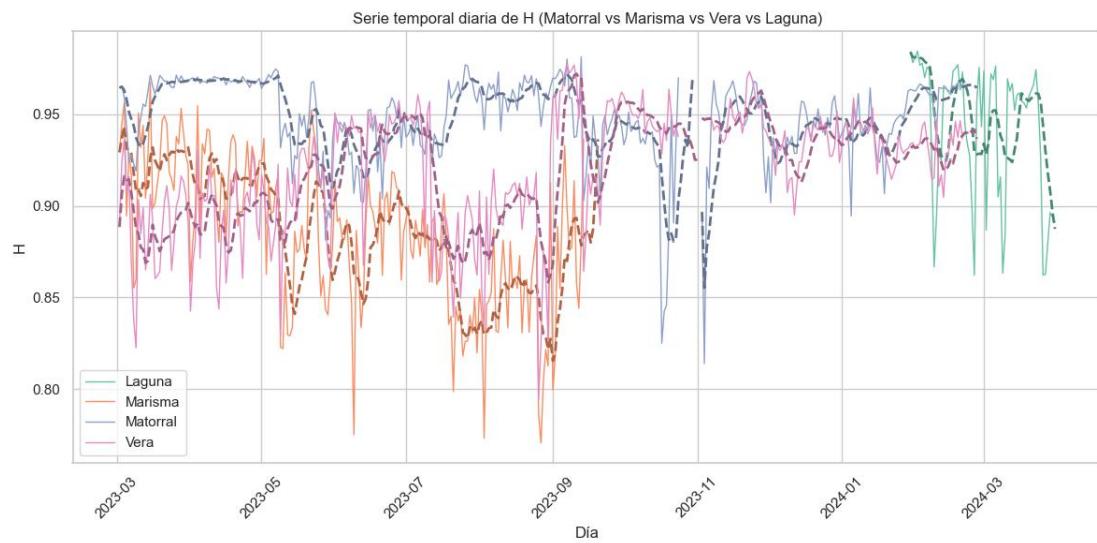
**Figura 7.12** Serie temporal con tendencia del índice ACI comparado por zonas



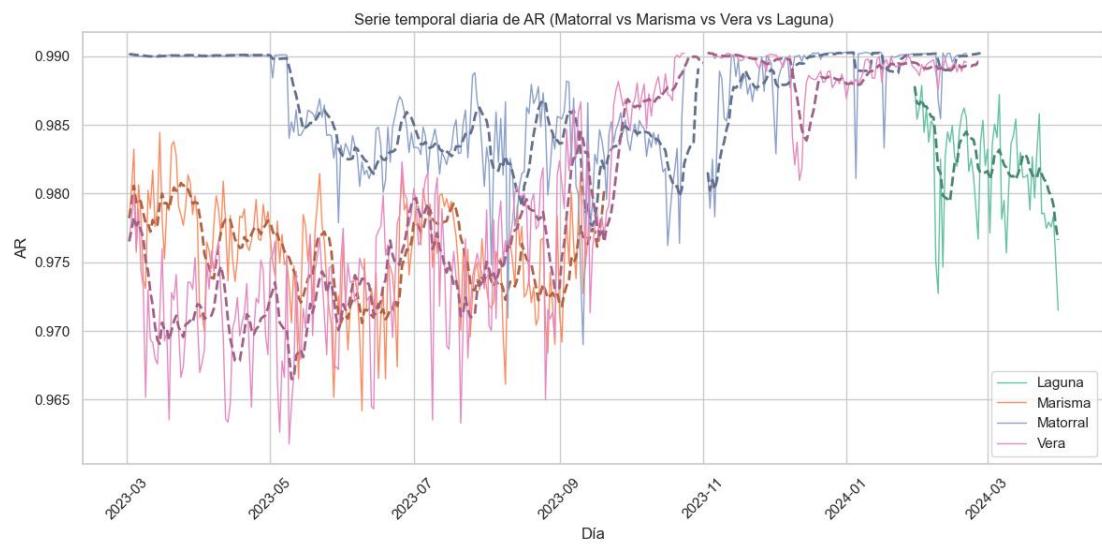
**Figura 7.13** Serie temporal con tendencia del índice ADI comparado por zonas



**Figura 7.14** Serie temporal con tendencia del índice AEI comparado por zonas



**Figura 7.15** Serie temporal con tendencia del índice H comparado por zonas

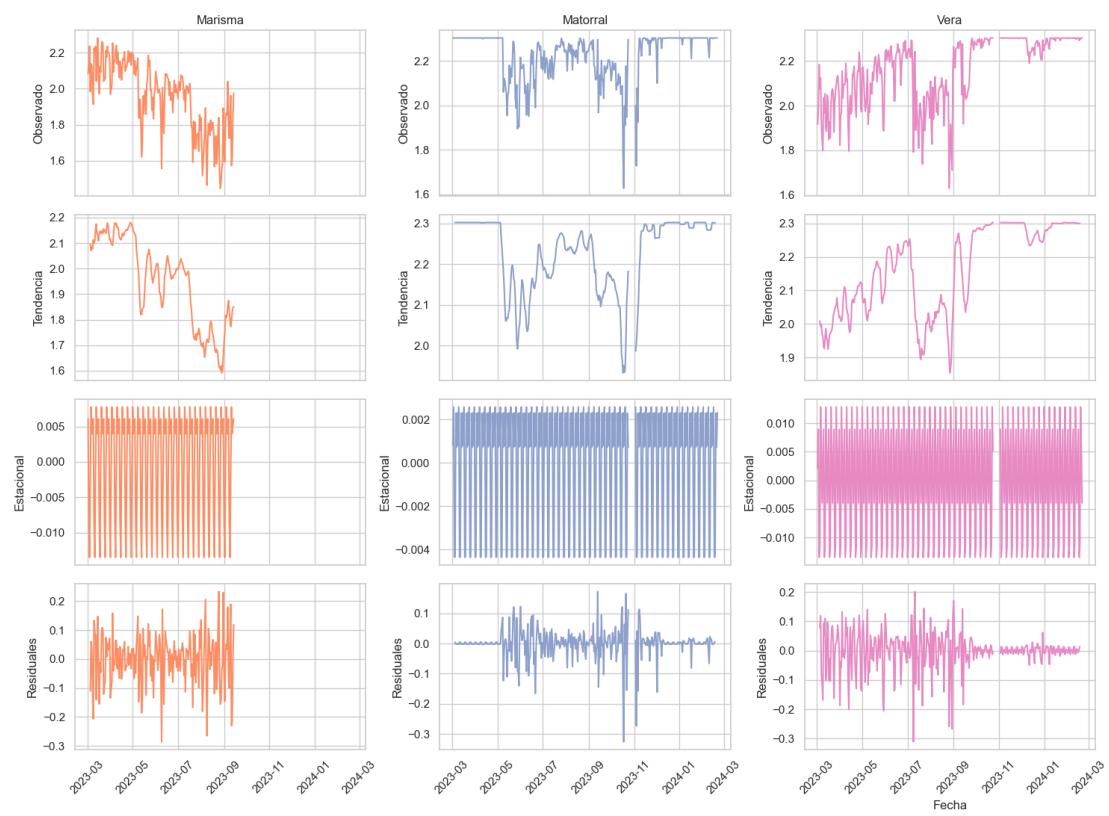


**Figura 7.16** Serie temporal con tendencia del índice AR comparado por zonas



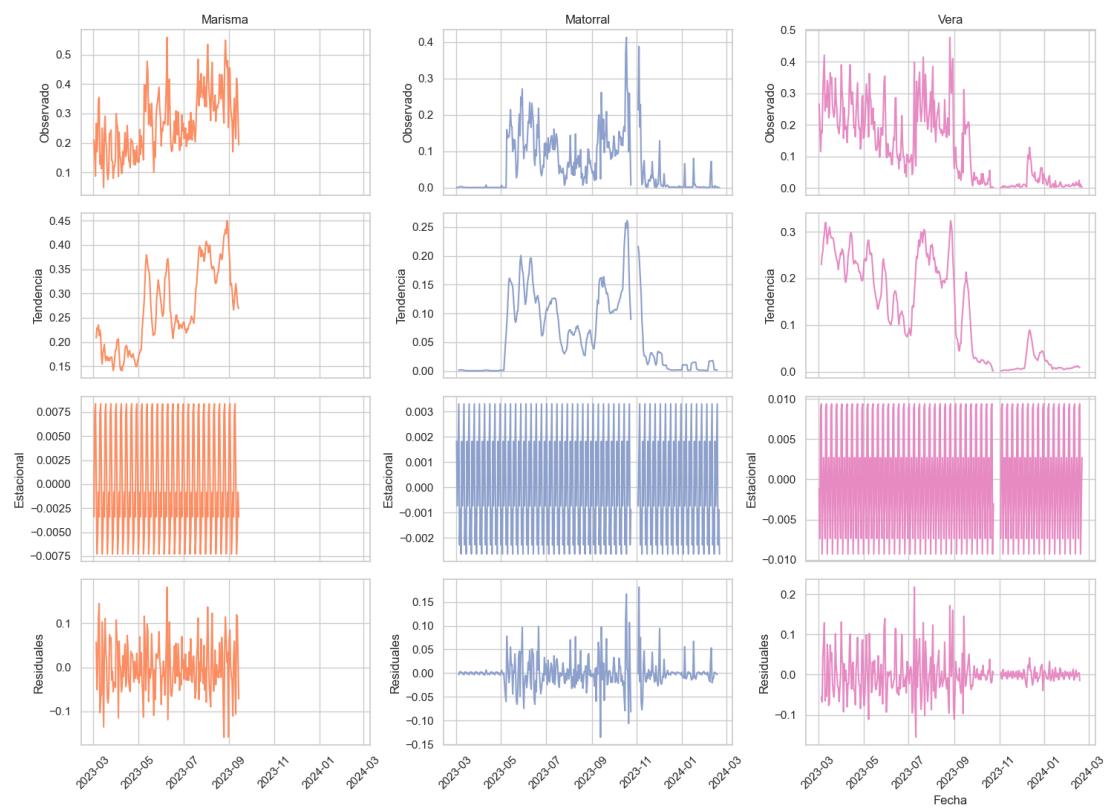
**Figura 7.17** Descomposición de la serie temporal del índice ACI por zonas.

### Descomposición estacional para ADI



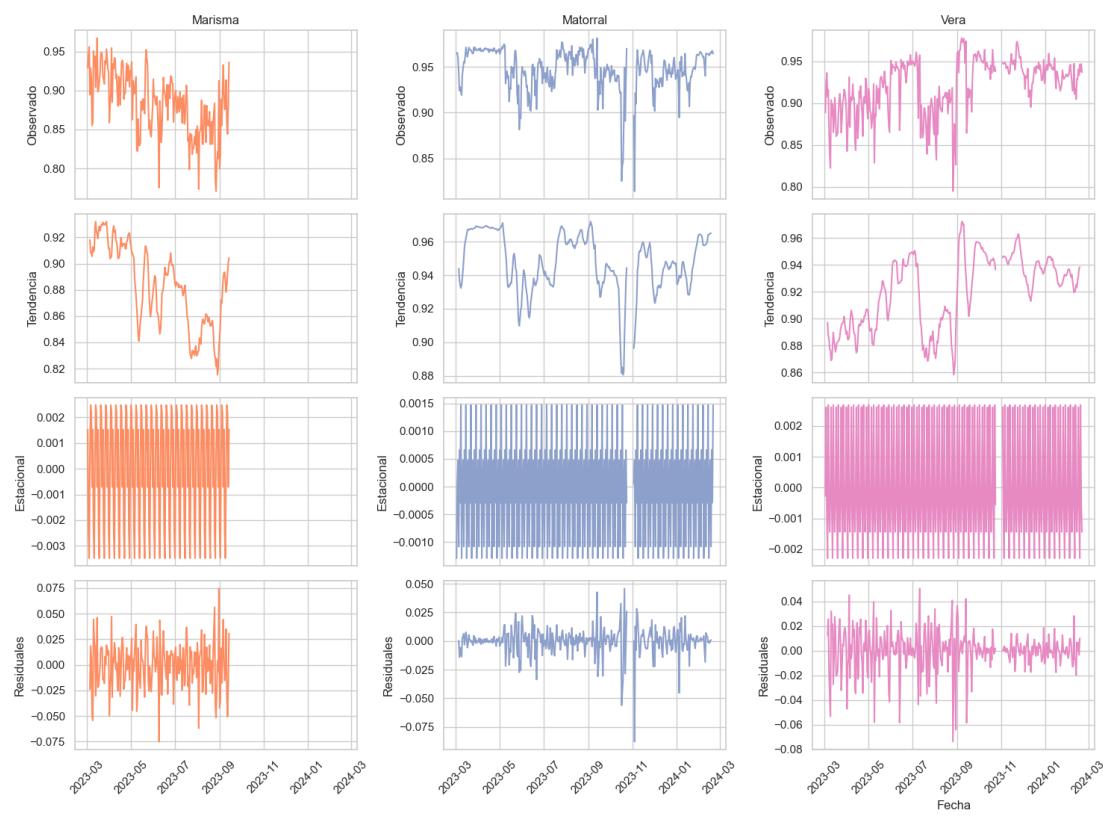
**Figura 7.18 Descomposición de la serie temporal del índice ADI por zonas.**

### Descomposición estacional para AEI



**Figura 7.19** Descomposición de la serie temporal del índice AEI por zonas.

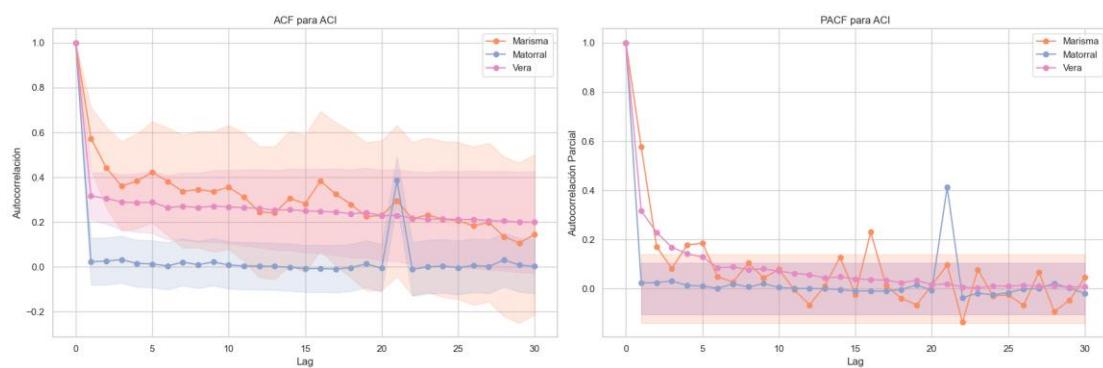
#### Descomposición estacional para H



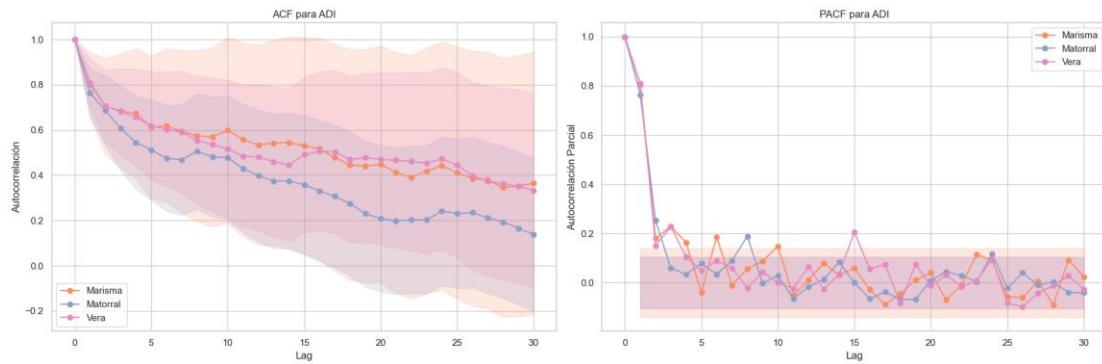
**Figura 7.20** Descomposición de la serie temporal del índice H por zonas.



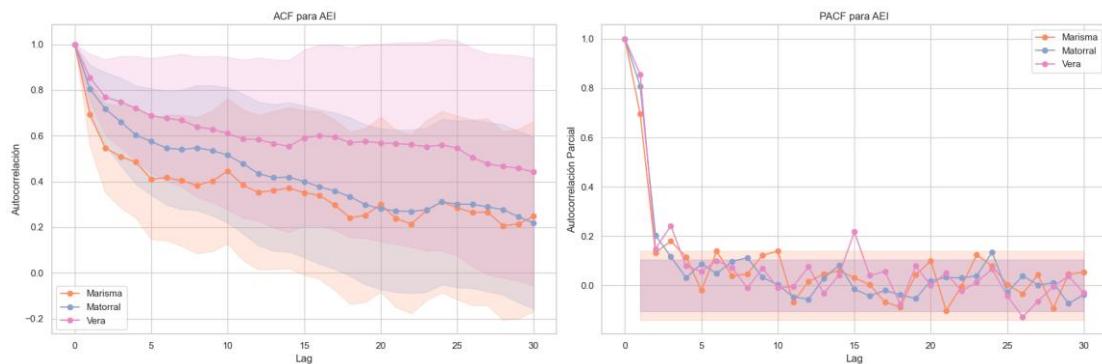
**Figura 7.21** Descomposición de la serie temporal del índice AR por zonas.



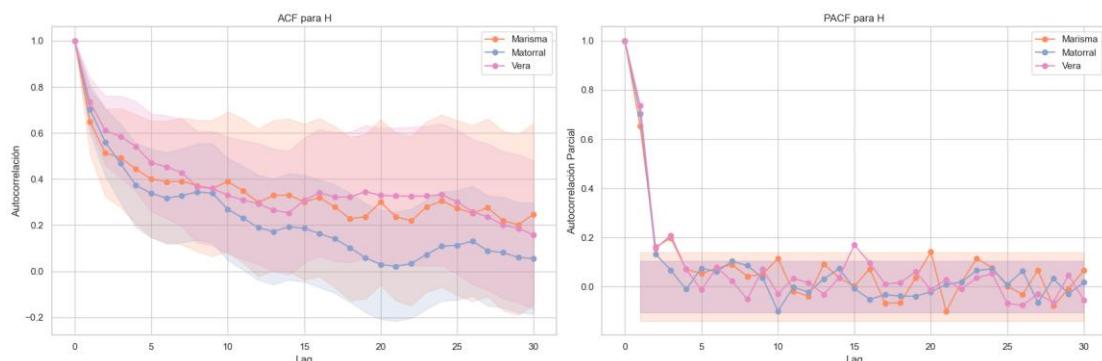
**Figura 7.22** Gráficos ACF y PACF para el índice ACI por zonas.



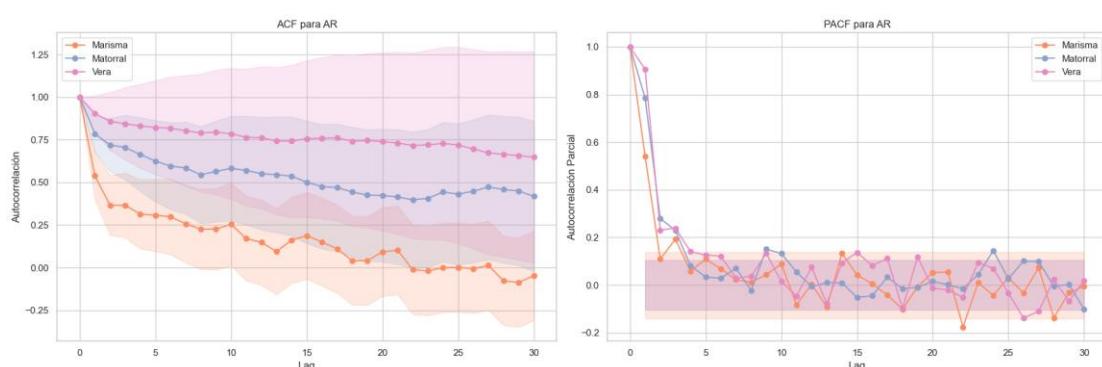
**Figura 7.23** Gráficos ACF y PACF para el índice ADI por zonas.



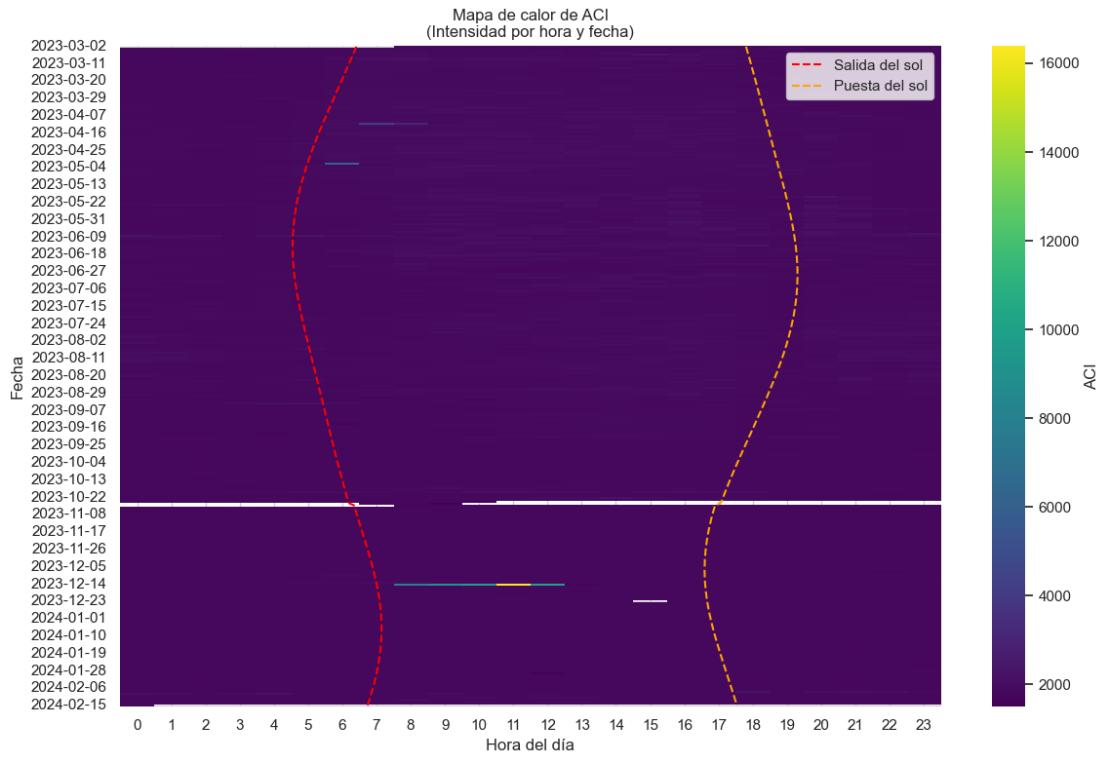
**Figura 7.24** Gráficos ACF y PACF para el índice AEI por zonas.



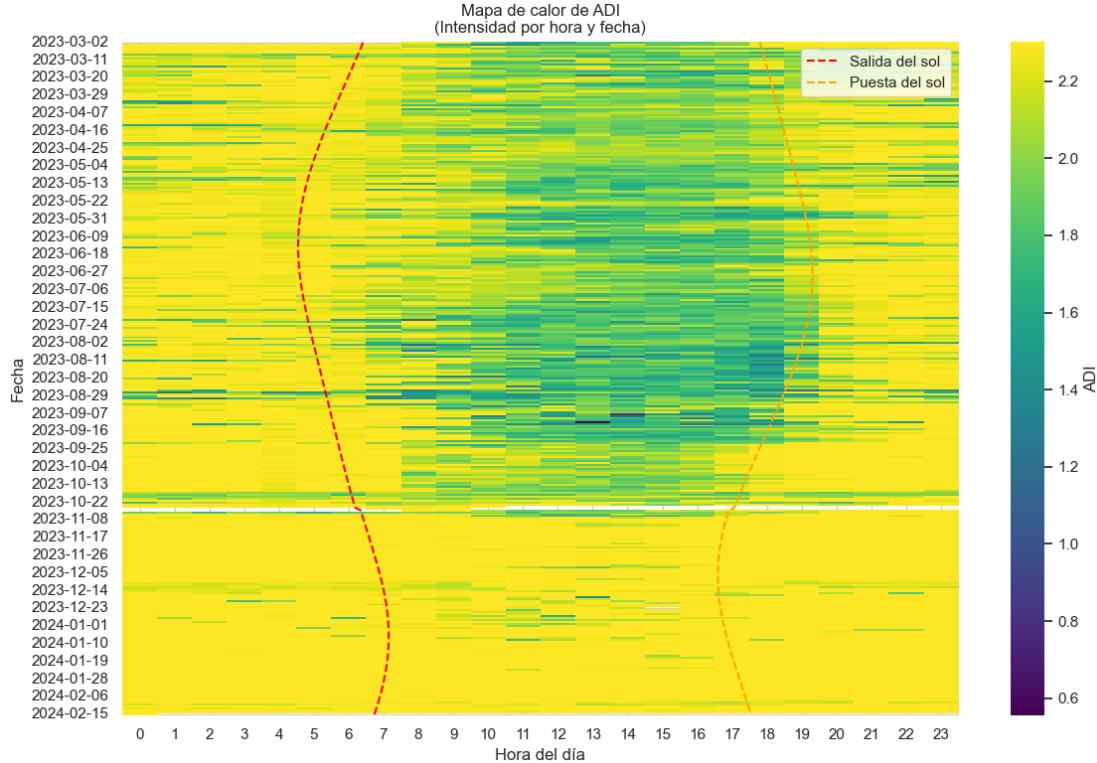
**Figura 7.25** Gráficos ACF y PACF para el índice H por zonas.



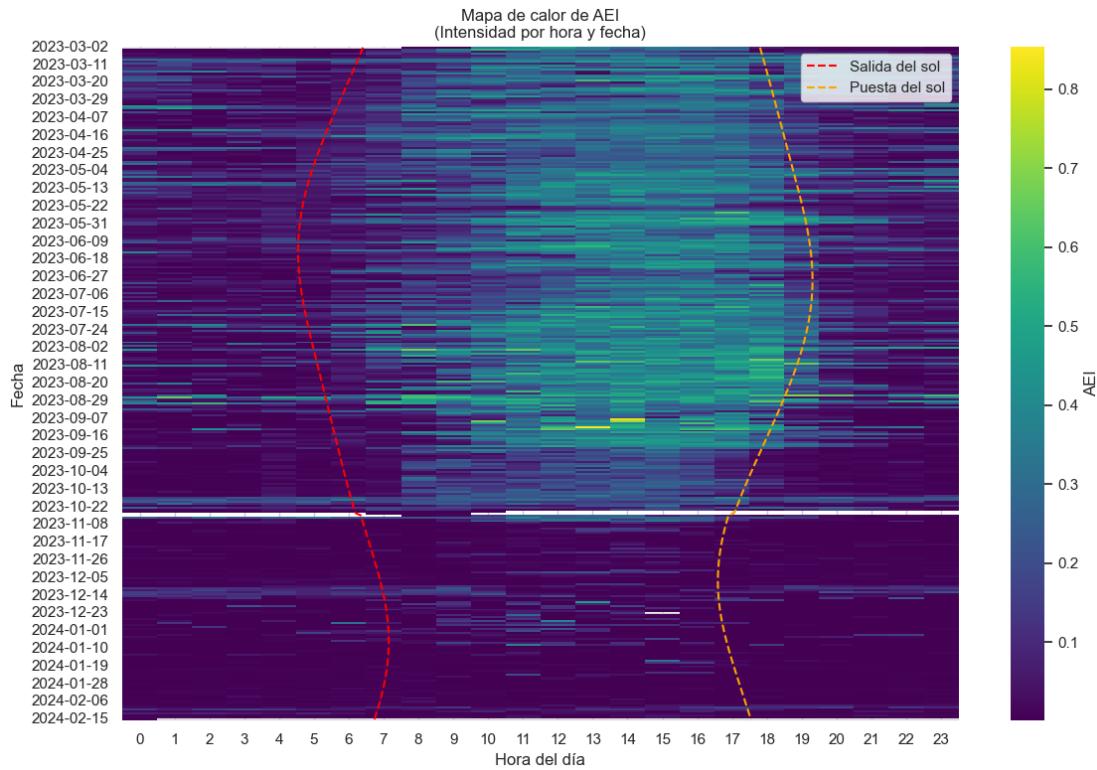
**Figura 7.26** Gráficos ACF y PACF para el índice AR por zonas.



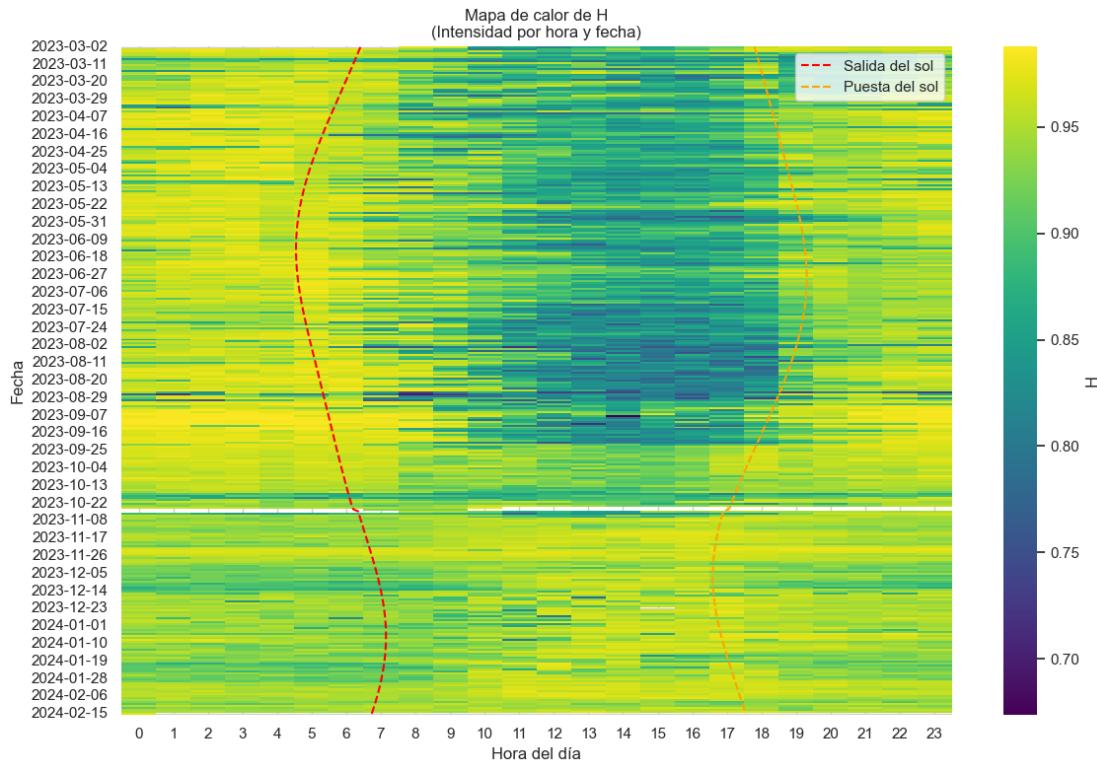
**Figura 7.27** Mapa de calor del índice ACI a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.



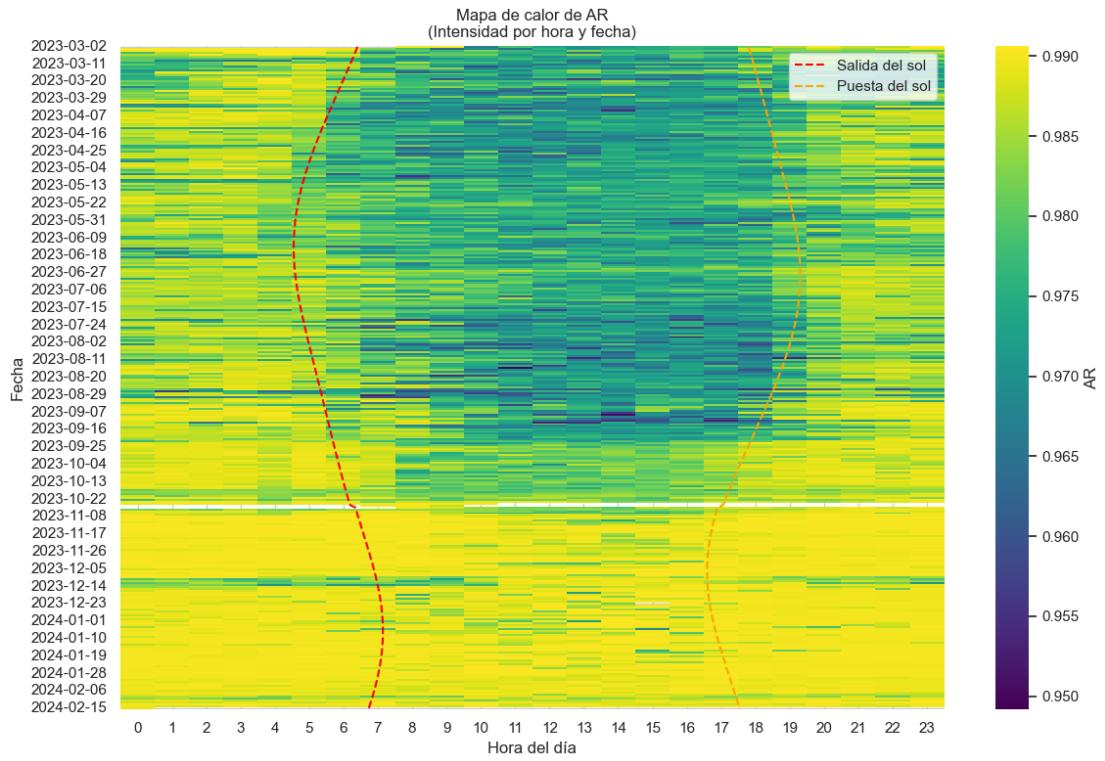
**Figura 7.28** Mapa de calor del índice ADI a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.



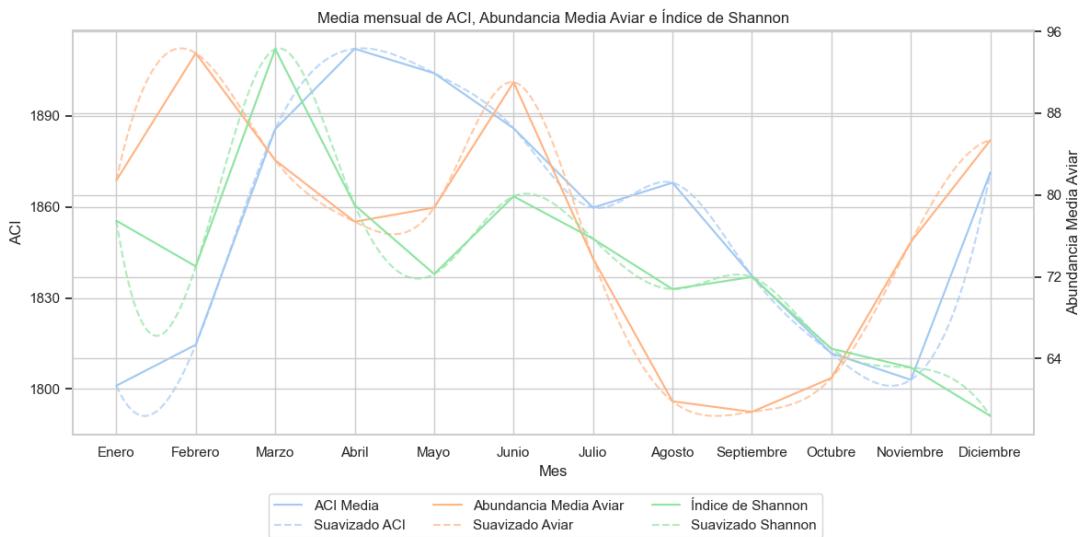
**Figura 7.29** Mapa de calor del índice AEI a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.



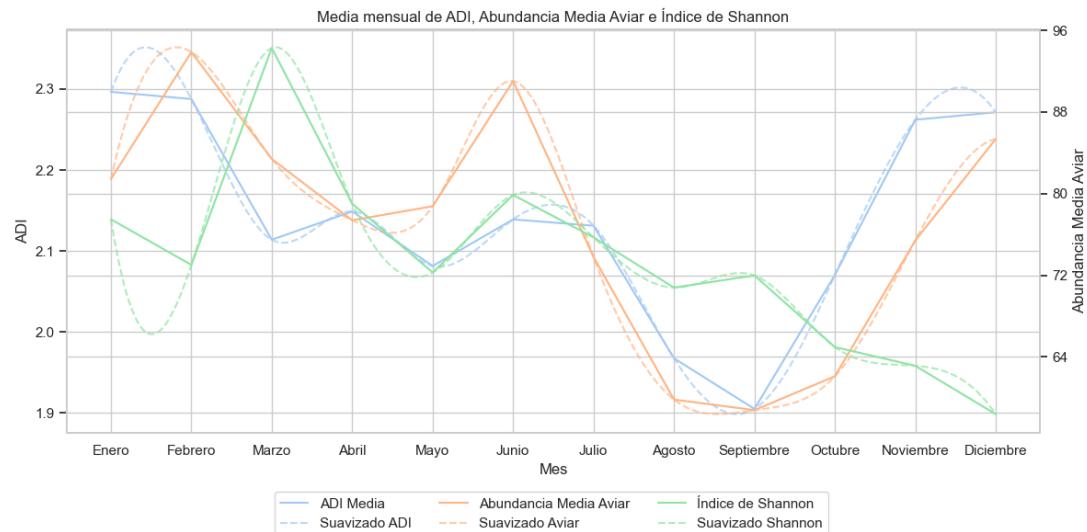
**Figura 7.30** Mapa de calor del índice H a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.



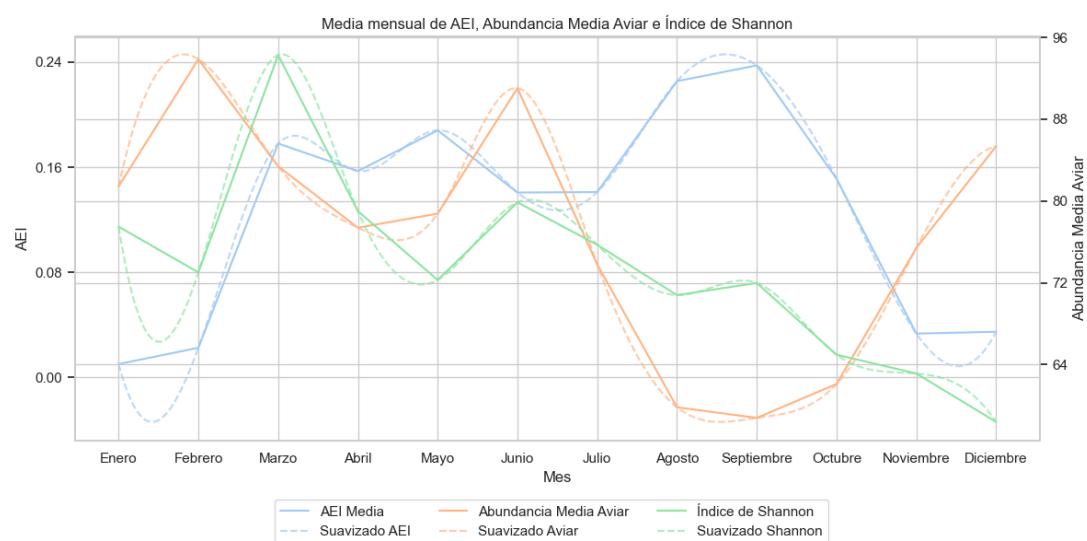
**Figura 7.31** Mapa de calor del índice AR a lo largo de un año para cada hora del día, comparado con el horario solar.



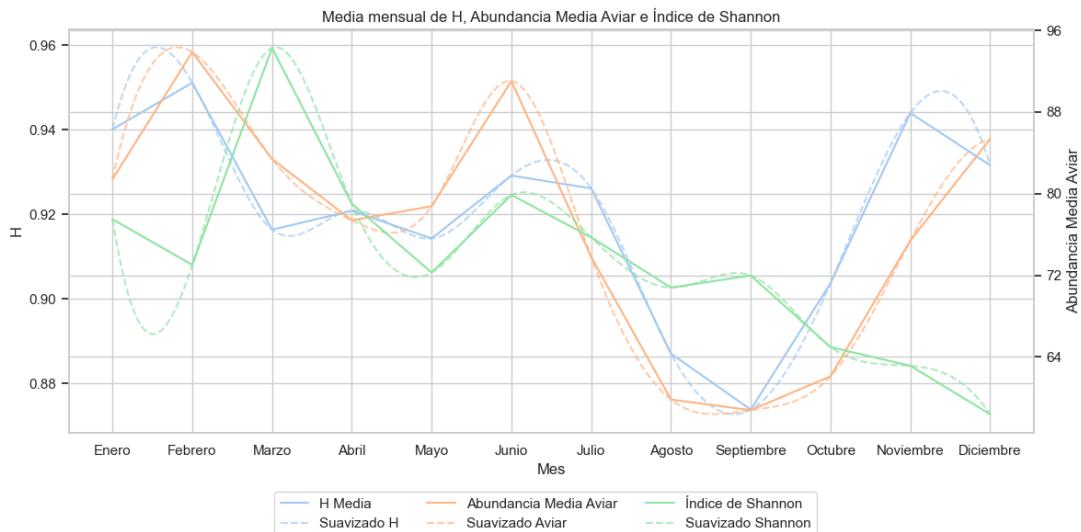
**Figura 7.32** Evolución mensual del índice ACI, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.



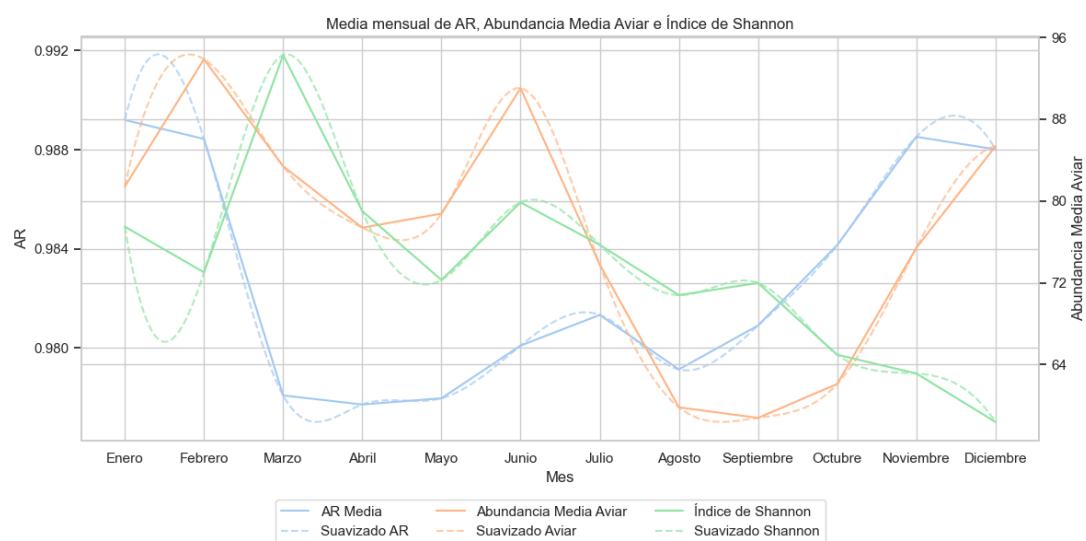
**Figura 7.33** Evolución mensual del índice ADI, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.



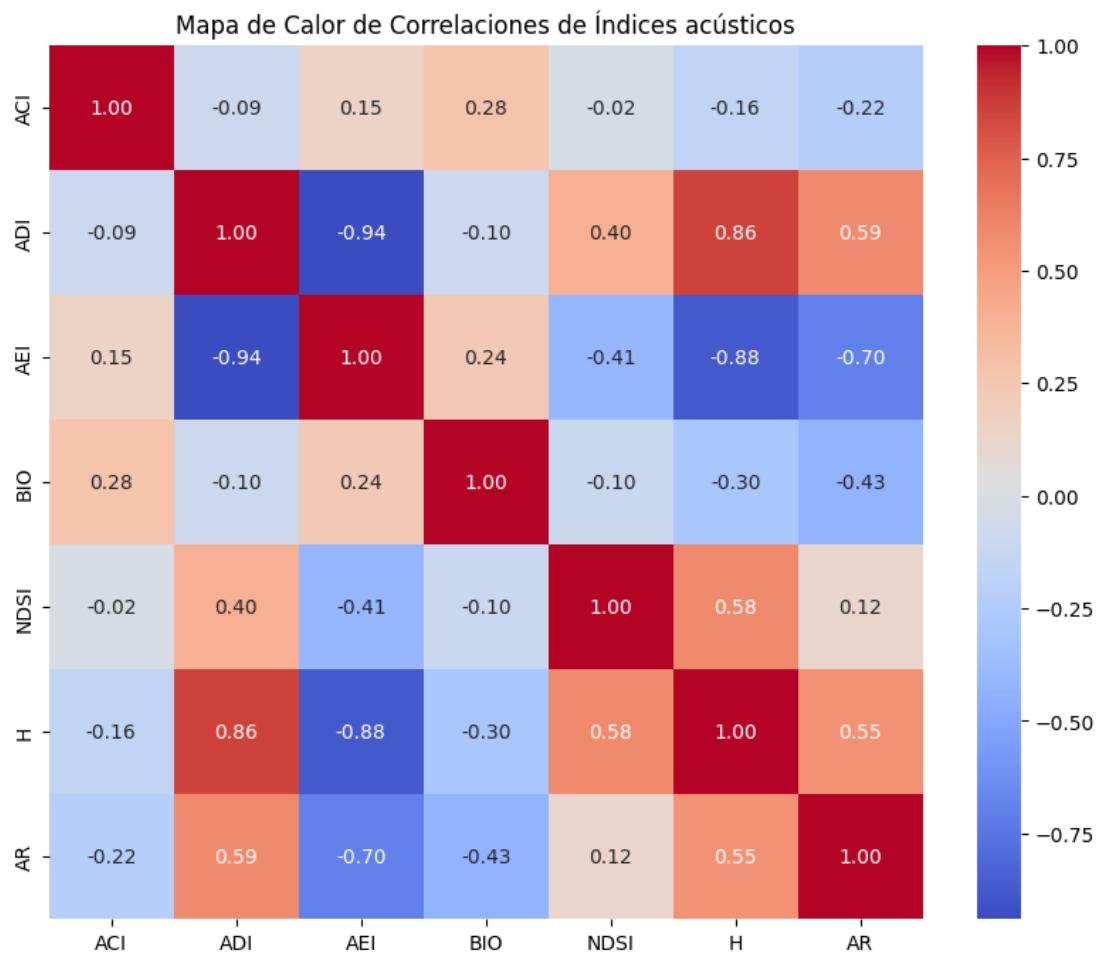
**Figura 7.34** Evolución mensual del índice AEI, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.



**Figura 7.35** Evolución mensual del índice H, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.



**Figura 7.36** Evolución mensual del índice AR, la abundancia media aviar y el índice de Shannon.



**Figura 7.37** Mapa de calor de la correlación entre los índices acústicos.