



Nodos inteligentes para la monitorización acústica pasiva de especies animales

Iván Rodríguez Méndez

Director: Fernando L. Rosa González

Tutor: Fernando L. Rosa González

Codirector: Jonas Philip Lüke

Memoria para la obtención del grado de
Doctor en Ingeniería Industrial

Programa de Doctorado en Ingeniería Industrial, Informática y Medioambiental
Universidad de La Laguna

septiembre 2023

Si he logrado ver más lejos, ha sido por estar de pie sobre los hombros de gigantes.

Frase atribuida a Bernardo de Chartres

Declaración

D. Fernando Luis Rosa González, Doctor en Astrofísica por la Universidad de La Laguna, y D. Jonas Philip Lüke, Doctor en Informática y Profesor del Departamento de Ingeniería Industrial de la Universidad de La Laguna.

CERTIFICAN:

que D. Iván Rodríguez Méndez, Ingeniero Industrial, ha realizado bajo nuestra dirección la presente Tesis, titulada “Nodos inteligentes para la monitorización acústica pasiva de especies animales”, para optar al grado de Doctor por la Universidad de La Laguna.

Con esta fecha, autorizamos la presentación de la misma.

Los Directores,
Fernando Luis Rosa González y Jonas Philip Lüke

Agradecimientos

Con inmensa gratitud y alegría, quiero expresar mis más sinceros agradecimientos a todas las personas que han sido pilares fundamentales en el camino de esta travesía académica, quienes han hecho posible la culminación de esta tesis doctoral.

En primer lugar, quiero agradecer de manera especial a mis directores, Fernando Rosa y Jonas P. Lüke, por brindarme la invaluable oportunidad de realizar esta investigación y por su constante apoyo, orientación y sabios consejos a lo largo de este arduo proceso. Su guía y experiencia fueron determinantes en el desarrollo de este trabajo y en mi crecimiento como profesional.

Agradezco de corazón a mis padres, mi hermana y toda mi familia por su apoyo incondicional, comprensión y aliento en cada paso que he dado en este camino académico. Su amor y respaldo inquebrantable han sido mi mayor fortaleza en los momentos más desafiantes.

Mi más profundo agradecimiento a mi compañera de vida, Noemí, por estar a mi lado en las horas más difíciles, por no permitirme rendirme y por ser mi mayor motivación para seguir adelante. Tu amor y apoyo incondicional han sido el combustible que ha impulsado mi perseverancia.

A mi querida hija, Keyla, le agradezco por iluminar mis días con su presencia y alegría, y por llenar mi vida de nuevas fuerzas y motivaciones para seguir luchando por mis metas. Eres mi mayor inspiración y motivo de orgullo.

También quiero reconocer el apoyo y los valiosos consejos recibidos de mis compañeros de trabajo en Wootix, en especial a Ricardo Oliva y Carlos Cairós, quienes generosamente compartieron su conocimiento y experiencias enriqueciendo esta tesis.

Sin el respaldo incondicional de todos ustedes, este logro no habría sido posible. Mi gratitud es infinita y los llevo en mi corazón con profundo cariño.

A cada uno de ustedes, ¡gracias de todo corazón!

Abstract

A proper decision-making process in the realm of environmental conservation and wildlife is paramount to ensure the well-being of the soundscape. In this regard, passive acoustic monitoring represents a significant technological advancement, enabling a more precise and effective study of biodiversity and species protection.

This doctoral thesis demonstrates that intelligent nodes can serve as a valuable tool for monitoring soundscapes associated with ecosystems. Conducting long-term studies and extracting ecoacoustic indicators enables the detection of landscape changes potentially linked to shifts in the ecosystem.

Extended-duration studies facilitate remote, real-time data collection. Within the scope of this work, several devices have been developed for various acoustic monitoring tasks. *SmartNode*, in continuous operation since early 2021, features algorithms capable of sound classification for orcas and acoustic event detection, facilitating the creation of a catalog of these species' vocalizations. Likewise, *SmartBirds* offers event detection and species-based data classification, along with algorithms for calculating popular acoustic indices.

Furthermore, the MASE instrument, one of the world's first of its kind and the first in the Canary Islands, allows for soundscape characterization in the marine environment using acoustic indices. This has made it possible to conduct acoustic studies over extended periods, particularly in the Gando Bay area on Gran Canaria, thanks to the CanBIO project. Deployed in the sea since 2020, this sensor has continuously collected valuable data for soundscape modeling.

By their capacity to streamline data and support long-term studies, these instruments are making significant contributions to environmental and wildlife conservation. They also contribute to expanding knowledge in the field of soundscape protection in terrestrial and marine environments through the utilization of intelligent nodes.

Resumen

Una correcta toma de decisiones en materia de conservación del medio ambiente y la fauna es fundamental para garantizar la buena salud del paisaje sonoro. En este sentido, la monitorización acústica pasiva ha supuesto un gran avance tecnológico que permite el estudio de la biodiversidad y la protección de las especies de forma más precisa y efectiva.

La presente tesis doctoral demuestra que los nodos inteligentes pueden ser una herramienta útil para la monitorización de paisajes sonoros asociados a los ecosistemas. La realización de estudios durante periodos de tiempo prolongados y la extracción de indicadores ecoacústicos permite detectar cambios en el paisaje que pueden estar asociados a cambios en el ecosistema.

Los estudios de larga duración posibilitan la recolección de información de forma remota y en tiempo real. Como parte de este trabajo se han desarrollado varios dispositivos para diferentes tareas de monitorización acústica. *SmartNode*, que lleva en funcionamiento continuo desde principios del año 2021, cuenta con algoritmos que permiten la clasificación de sonidos de orcas y la detección de eventos acústicos lo que facilita la creación de un catálogo de vocalizaciones de estas especies. Asimismo, *SmartBirds* dispone de un detector de eventos y clasificación de datos en función de la especie de pájaro, así como de algoritmos para el cálculo de los índices acústicos más populares.

Por otro lado, el instrumento MASE, siendo uno de los primeros del mundo con sus características y el primero en las Islas Canarias, permite la caracterización del paisaje sonoro en el medio marino mediante el uso de índices acústicos, lo que ha posibilitado la realización de estudios acústicos durante largos periodos de tiempo, en la bahía de Gando en la isla de Gran Canaria, gracias al proyecto CanBIO. Este sensor lleva desplegado en el mar funcionando de forma ininterrumpida desde el año 2020 recogiendo datos de gran utilidad para el modelado del paisaje sonoro.

Gracias a su capacidad para reducir datos y permitir la realización de estudios de larga duración, estos instrumentos están contribuyendo a la conservación del medio ambiente y la fauna, además de aportar conocimiento en materia de protección del paisaje sonoro en entornos terrestres y marinos utilizando nodos inteligentes.

Índice general

Índice de figuras	XVII
Índice de tablas	XXI
Lista de acrónimos	XXIII
1. Introducción	1
1.1. Motivación	2
1.2. Marco de la investigación realizada	3
1.3. Objetivo	4
1.4. Estructura de este documento	6
2. Estado del arte y Antecedentes	7
2.1. La ecoacústica y la bioacústica animal	7
2.2. Los índices acústicos y la identificación de especies	10
2.2.1. Identificación acústica de especies	11
2.2.2. Los índices acústicos	14
2.3. Tecnologías para la monitorización acústica pasiva	15
2.4. Antecedentes de la investigación realizada	19
3. Diseño y desarrollo de los nodos inteligentes	23
3.1. Arquitectura general de un nodo inteligente	23
3.2. Escenarios de aplicación desarrollados	27
3.3. Arquitectura común desarrollada para los escenarios de aplicación	28
3.3.1. Subsistema de procesamiento	29
3.3.2. Subsistema de almacenamiento	31
3.3.3. Subsistema de alimentación	31
3.3.4. Subsistema de conversión analógica-digital	32

Índice general

3.4.	Escenario 1: Nodos SmartNode	33
3.4.1.	Implementación de los nodos <i>SmartNode</i>	33
3.4.1.1.	Subsistema de adquisición y preamplificación	33
3.4.1.2.	Subsistema de comunicación	36
3.4.2.	Encapsulado y carcasa del nodo	36
3.4.3.	<i>Software</i> para la gestión del nodo y procesamiento de audio	37
3.4.3.1.	Detección de eventos y almacenamiento	39
3.4.3.2.	Procesamiento de datos y clasificación binaria de eventos	41
3.4.3.3.	Inferencia y procesamiento de los resultados	43
3.4.4.	Nodo maestro de la red	44
3.4.5.	Características de los nodos <i>SmartNode</i>	45
3.5.	Escenario 2: Nodos SmartBirds	48
3.5.1.	La clasificación automática de aves de Canarias y la Macaronesia	48
3.5.2.	Implementación del sistema <i>SmartBirds</i>	49
3.5.2.1.	Subsistema de adquisición	50
3.5.2.2.	Subsistema de comunicación	51
3.5.3.	Encapsulado y carcasa del nodo	51
3.5.4.	<i>Software</i> para el procesamiento de audio del sistema <i>SmartBirds</i>	53
3.5.4.1.	Eventos acústicos, cálculos de índices e identificación de especies	54
3.5.4.2.	Detección automática de eventos acústicos	55
3.5.4.3.	Discriminación de eventos generados por aves	57
3.5.4.4.	Identificación automática de especies	58
3.5.4.5.	Procesamiento de índices acústicos a partir de los registros acústicos	60
3.5.4.6.	Interfaz para la consulta de datos	61
3.5.5.	Características del sistema <i>SmartBirds</i>	62
3.6.	Escenario 3: Nodo MASE	64
3.6.1.	Implementación del sistema MASE	64
3.6.1.1.	Subsistema de adquisición	65
3.6.1.2.	Subsistema de comunicación	66
3.6.1.3.	Subsistema de alimentación	68
3.6.2.	Encapsulado y mecánica del sistema	69
3.6.3.	<i>Software</i> para el funcionamiento del nodo acústico	73
3.6.3.1.	Cálculo de índices acústicos	73
3.6.3.2.	<i>Software</i> para el procesamiento de índices acústicos	75
3.6.3.3.	Comunicación de datos procesados	77
3.6.4.	Características del sistema MASE	77

4. Resultados y discusión	79
4.1. Evaluación de los nodos SmartNode	79
4.1.1. Implementación y despliegue del sistema <i>SmartNode</i>	80
4.1.2. Análisis del funcionamiento del nodo inteligente	80
4.1.3. Análisis de los eventos acústicos capturados	83
4.2. Evaluación del sistema SmartBirds	90
4.2.1. Implementación y despliegue del nodo <i>SmartBirds</i>	90
4.2.2. Análisis del funcionamiento del nodo inteligente	91
4.2.3. Análisis de las grabaciones realizadas por el nodo	95
4.3. Evaluación del sistema MASE	102
4.3.1. Implementación y despliegue del sistema MASE	102
4.3.2. Análisis del funcionamiento del sistema MASE	103
4.3.3. Análisis de los datos recogidos por el sistema	105
4.4. Discusión general de los resultados obtenidos	107
5. Conclusiones y líneas futuras	111
Bibliografía	113
Apéndice A. Conversores analógicos-digitales para Raspberry Pi	123
A.1. Conversores comerciales	123
A.1.1. Wolfson Audio Card	123
A.1.1.1. Adaptación de la Wolfson Audio Card a la Raspberry Pi 3B+	124
A.1.1.2. Configuración del sistema	125
A.1.2. Cirrus Logic Audio Card	127
A.1.2.1. Configuración del sistema	128
A.1.3. Hifiberry DAC+ADC	129
A.1.3.1. Configuración del sistema	129
A.1.4. Hifiberry DAC+ADC PRO	130
A.1.4.1. Configuración del sistema	130
A.1.4.2. Configuración del mezclador	131
A.2. Conversores analógicos-digitales diseñados <i>ad-hoc</i>	132
A.2.1. PCM1804 Audio Card	132
Apéndice B. Cálculo de Índices acústicos	137
B.1. Índice de complejidad acústica (ACI)	137
B.2. Índice de diversidad acústica (ADI)	139
B.3. Índice de uniformidad acústica (AEI)	139
B.4. Índice de bioacústica (BIO)	140

Índice general

B.5. Índice de diferencia normalizada del paisaje sonoro (NDSI)	140
B.6. Índice de entropía acústica (H)	141
Apéndice C. Clases del clasificador automático del nodo SmartBirds	143

Índice de figuras

2.1. Composición del paisaje sonoro marino	10
2.2. Ciclo de operación de la red YAMNET	14
2.3. Matriz de confusión para datos de test de la red YAMNET	15
2.4. Distribución de hidrófonos y nodos en las piscinas de Loro Parque	20
2.5. Organización del sistema de archivos	21
3.1. Arquitectura de un sensor acústico inteligente	24
3.2. Arquitectura del sistema de nodos inteligentes.	30
3.3. Diseño 3D para la PCB de alimentación de los nodos inteligentes.	32
3.4. Arquitectura del sistema <i>SmartNode</i>	34
3.5. PCB del reductor de rango una vez fabricada para <i>SmartNode</i>	34
3.6. Simulación de la respuesta del reductor de rango para <i>SmartNode</i>	35
3.7. Diseño del ensamblado del encapsulado <i>SmartNode</i>	37
3.8. Caja para el nodo <i>SmartNode Portable</i>	38
3.9. Flujo de procesamiento del sistema <i>SmartNode</i>	39
3.10. Detección de eventos realizada con <i>Gstreamer</i>	39
3.11. Sistema de ficheros para el almacenamiento de eventos.	40
3.12. Clases para la clasificación automática de eventos.	41
3.13. Flujo de transformación de datos para el entrenamiento de la red.	43
3.14. Estructura de la red de nodos <i>SmartNode</i>	44
3.15. Ejemplo de llamadas del Pinzón Azul.	49
3.16. Arquitectura del sistema <i>SmartBirds</i>	49
3.17. Diseño esquemático para la integración del micrófono MEMS SPU0410LR5H	50
3.18. Render de la PCB para el micrófono MEMS SPU0410LR5H.	51
3.19. Vista isométrica del diseño de la carcasa del instrumento <i>SmartBirds</i>	52
3.20. Vista isométrica del diseño de la carcasa para los micrófonos MEMS	53

Índice de figuras

3.21. Diagrama de flujo del funcionamiento del sistema para la captura de audio del sistema <i>SmartBirds</i>	55
3.22. <i>Pipeline</i> para la captura de audio y eventos acústicos para el sistema <i>SmartBirds</i>	56
3.23. Sistema de ficheros del nodo inteligente <i>SmartBirds</i>	56
3.24. Preparación de ficheros para el entrenamiento del clasificador binario de pájaros.	57
3.25. Matrix de confusión para el conjunto de datos de test del clasificador de pájaros binario.	58
3.26. Tratamiento de datos para entrenar el clasificador de especies de pájaros.	59
3.27. Interfaz web para la visualización de la telemetría del sistema - Monitorización de recursos	61
3.28. Interfaz web para la visualización de la telemetría del sistema - Índices acústicos	62
3.29. Arquitectura del sistema MASE 1.0.	64
3.30. Respuesta en frecuencia del hidrófono	66
3.31. Direccionalidad del hidrófono	67
3.32. Diseño esquemático de la LM7805-723	68
3.33. Diseño y ensamblado final de la fuente de alimentación LM7805-723.	69
3.34. Diseño esquemático del sistema de alimentación de MASE 1.1	70
3.35. Diseño esquemático del sistema de alimentación de MASE 1.2	71
3.36. Boya científica de MASE 1.0 - Morgan.	71
3.37. Vista isométrica del diseño de la carcasa del instrumento MASE.	72
3.38. Vista isométrica del diseño del sistema de bandejas del instrumento MASE.	74
3.39. <i>Pipeline</i> de <i>GStreamer</i> para el cálculo de índices ecoacústicos y energía en bandas de octava.	76
4.1. Encapsulado contenedor de la electrónica del sistema <i>SmartNode</i>	80
4.2. Localización de los hidrófonos en las instalaciones de Orca Ocean.	81
4.3. Registro de consumo de corriente del sistema <i>SmartNode</i> durante su despliegue	81
4.4. Registro del consumo de potencia del sistema <i>SmartNode</i> durante su despliegue	82
4.5. Registro de temperaturas del sistema <i>SmartNode</i> durante su despliegue	82
4.6. Consumo de RAM y CPU de los nodos <i>SmartNode</i>	83
4.7. Ejemplo de eventos acústicos capturados por el sistema <i>SmartNode</i>	84
4.8. Eventos acústicos registrados durante una hora por el sistema <i>SmartNode</i>	85
4.9. Eventos acústicos registrados durante un día completo por el sistema <i>SmartNode</i>	87
4.10. Eventos acústicos registrados durante un mes completo por el sistema <i>SmartNode</i>	88
4.11. Eventos registrados por el sistema entre los meses de junio de 2021 y mayo de 2022 por <i>SmartNode</i>	89
4.12. Resultado de la fabricación y ensamblaje de la carcasa del nodo <i>SmartBirds</i>	91
4.13. Registro de corriente consumida del sistema <i>SmartBirds</i> durante su periodo de pruebas	92
4.14. Registro de potencia del sistema <i>SmartBirds</i> durante su periodo de pruebas	92
4.15. Registro de temperaturas del sistema <i>SmartBirds</i> durante su periodo de pruebas	93

4.16. Consumo de RAM y CPU del sistema <i>SmartBirds</i> durante su periodo de pruebas . . .	93
4.17. Cálculo de índices acústicos por parte del sistema <i>SmartBirds</i>	94
4.18. Detecciones de eventos de pájaros vs otros eventos	96
4.19. Ejemplo de un evento capturado y etiquetado como <i>Serinus Canaria</i>	97
4.20. Marcas de tiempo de las primeras ocurrencias de los eventos acústicos	97
4.21. Detecciones de las redes <i>kodamaNet</i> y <i>BirdNet</i>	100
4.22. Detecciones de la red YAMNET	100
4.23. Sistema MASE 1.0 una vez ensamblado.	103
4.24. Consumo de MASE durante el arranque y su funcionamiento.	104
4.25. Evolución de la temperatura (Abril, 2021).	105
4.26. Índices acústicos implementados en MASE (ACI, H_t , y energía espectral) integrada en un solo gráfico como un espectrograma.	106
4.27. Índices acústicos obtenidos durante el confinamiento frente la vuelta a la actividad marítima (energía espectral, ACI, y H_t).	107
A.1. Wolfson Audio Card - Cara Superior	124
A.2. Caras superior e inferior de la Wolfson Audio Card	124
A.3. Wolfson Audio Card - Conector P5	125
A.4. Wolfson Audio Card - Resistencia R39	126
A.5. Wolfson Audio Card - Nuevas conexiones	126
A.6. Wolfson Audio Card - Cableado con el GPIO	127
A.7. Caras superior e inferior de la Wolfson Audio Card Modificada	127
A.8. Cirrus Logic Audio Card - Cara Superior	128
A.9. Hifiberry DAC+ADC - Cara Superior	129
A.10. Hifiberry DAC+ADC PRO - Cara Superior	130
A.11. <i>Pinout</i> del PCM1804	133
A.12. Frecuencia de muestreo y frecuencia del reloj del sistema - PCM1804	133
A.13. <i>Oversampling</i> en modo <i>master</i> - PCM1804	134
A.14. Formato de datos de salida - PCM1804	134
A.15. Diseño esquemático para la tarjeta de sonido basada en el PCM1804	135
A.16. Conexiones del módulo PCM1804 con la Raspberry Pi	136
B.1. Gráfico explicativo del Índice de Complejidad Acústica	138

Índice de tablas

2.1. Técnicas de detección y clasificación de señales utilizadas en bioacústica	13
2.2. Índices bioacústicos más comunes e interpretación de valores obtenidos tras su cálculo	16
2.3. Selección de algunos sensores acústicos comerciales y sus características	19
3.1. Modelos de arquitectura aplicados a escenarios de monitorización	29
3.2. Resumen de características del sistema SmartNode	46
3.3. Resumen de características del sistema SmartNode Portable	47
3.4. Resumen de características del sistema SmartBirds	63
3.5. Características del hidrófono Aquarian AS-1	65
3.6. Características del preamplificador Aquarian PA-4	65
3.7. Características de la HifiBerry ADC+DAC	65
3.8. Materiales para la construcción de la carcasa de MASE.	73
3.9. Resumen de características del sistema MASE	78
4.1. Equivalencia de especies Canarias de las detecciones de BirdNet	99
A.1. Controles del mezclador para la HifiBerry DAC+ADC PRO	131
A.2. Revisión de convertidores analógicos-digitales compatibles con Raspberry Pi	132
C.1. Lista de aves estudiadas para la clasificación de eventos	143

Lista de acrónimos

- ACI** Índice de complejidad acústica. 11, 16, 19, 60, 75, 95, 96, 137–139
- ADC** *Analog-to-Digital Converter*. 24, 27, 33, 123, 129–132
- ADI** Índice de diversidad acústica. 11, 16, 60, 95, 137, 139
- AEI** Índice de uniformidad acústica. 11, 16, 60, 95, 137, 139
- ASIC** *Application Specific Integrated Circuits*. 25
- BIO** Índice bioacústico. 16, 54, 60, 95, 137, 140
- BioFiSenDis** Bioacústica física y multisensores distribuidos. 4
- CNN** *Convolutional Neural Network*. 12, 13
- CPU** *Central Processing Unit*. 83, 91, 93, 104, 109
- CSI** *Camera Serial Interface*. 30
- DAC** *Digital-to-Analog Converter*. 129–131
- DSI** *Display Serial Interface*. 30
- DSP** Procesador de señales digitales. 25
- EEPROM** *Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory*. 131
- FDM** *Fused Deposition Modeling*. 36, 51, 69, 80, 90
- FFT** Transformada Rápida de Fourier. 76
- FPGA** Matriz de puertas lógicas programable en campo. 25

Lista de acrónimos

- GPIO** *General Purpose Input/Output*. 124, 125, 132, 134
- H** Índice de entropía acústica. 11, 16, 75, 137, 141
- I²C** *Inter-Integrated Circuit*. 27, 30, 32, 33
- I²S** *Integrated Interchip Sound*. 30, 33
- ISE** Sociedad Internacional de Ecoacústica. 8
- MASE** Monitor acústico soundscape y energía. 6, 64, 67, 69–71, 73, 75–77, 102–107, 109, 110, 112
- MEMS** *Microelectromechanical Systems*. 50, 90
- NDSI** Índice de diferencia normalizada del paisaje sonoro. 11, 60, 95, 137, 140, 141
- NTP** *Network Time Protocol*. 44
- PAM** Monitorización acústica pasiva. 8, 10
- PCB** *Printed Circuit Board*. 32, 34, 50, 69, 125, 132, 134
- PETG** Polietileno Tereftalato Glicol. 36, 51, 52
- PLA** Ácido Poliláctico. 36, 51, 52
- PSD** Densidad espectral de potencia. 141
- PVC** Cloruro de Polivinilo. 69
- RAM** *Random Access Memory*. 83, 91, 93, 109
- RMS** *Root Mean Square*. 96
- RTC** *Real Time Clock*. 30, 31, 69
- SAI** Sistema de Alimentación Ininterrumpida. 30–32, 69, 103
- SoC** *System-on-Chip*. 29, 82
- SPI** *Serial Peripheral Interface*. 26, 27
- STFT** Transformada de Fourier de tiempo reducido. 42
- TPU** *Tensor Processing Unit*. 43
- UART** *Universal Asynchronous Receiver-Transmitter*. 27

USB *Universal Serial Bus*. 66

Wi-Fi *Wireless Fidelity*. 61, 90

Introducción

La monitorización del entorno natural, en especial la monitorización acústica, se ha convertido en una herramienta útil para investigadores y gestores comprometidos con la conservación de espacios naturales. El paisaje sonoro, que abarca la biofonía, antrofonía y geofonía de una región específica, proporciona valiosa información sobre las interacciones acústicas en el ecosistema.

El análisis del paisaje sonoro, junto con otras técnicas de monitorización, ofrece una comprensión detallada del estado de los ecosistemas a nivel acústico. Al capturar todos los sonidos presentes en un lugar y momento específicos, el paisaje sonoro no solo incluye los sonidos naturales generados por la fauna y el entorno, sino también aquellos producidos por actividades humanas, como el tráfico, la industria y las interacciones sociales. De esta manera, el análisis acústico del paisaje proporciona información de utilidad para evaluar cómo la actividad humana, los cambios ambientales y el cambio climático impactan en el entorno acústico de un área determinada, permitiendo comprender la salud y el equilibrio de los ecosistemas y desarrollar estrategias de conservación, mitigación de impactos sonoros en la naturaleza o de gestión de cambios regionales.

Este trabajo de investigación se centra en la línea de la monitorización acústica pasiva utilizando nodos inteligentes como solución. Este enfoque se aleja de la mera consideración del ruido antropogénico y busca enriquecer las técnicas existentes al proponer una solución basada en sensores de bajo coste con capacidad de procesamiento suficiente como para ejecutar algoritmos que permitan la monitorización durante largos periodos de tiempo. Estos nodos inteligentes ofrecen una ventaja significativa al proporcionar una visión holística del entorno, permitiendo una implementación escalable tanto en entornos marinos como terrestres. Adicionalmente también abren la posibilidad de realizar detección automática de eventos acústicos además de la identificación de las especies que los han producido.

El estudio de la monitorización acústica abarca una amplia gama de escenarios y enfoques. Diversos estudios y tendencias han demostrado un creciente interés en esta área, desde la detección de patrones de comportamiento en especies animales hasta el análisis de la propagación del sonido en

Introducción

entornos naturales. En este sentido, autores como *Potash et al.*, *Luther et al.*, entre otros han realizado múltiples estudios en esta línea [1–10].

En el marco de la conservación medioambiental, es esencial adoptar un enfoque exhaustivo que considere las actividades acústicas que actúan en el entorno. Si bien las fuentes sonoras de origen antropogénico son un factor relevante en los cambios del paisaje sonoro, también deben considerarse otras causas naturales y climáticas que pueden influir significativamente el ambiente acústico. La migración de especies, el cambio climático y la explotación del ecosistema por parte del ser humano son ejemplos de factores que influyen en los paisajes sonoros. El impacto creciente de los cambios acústicos en los ecosistemas ha suscitado preocupación por la salud de los biomas y la biodiversidad. Comprender los efectos de estas causas sobre el paisaje sonoro permite desarrollar estrategias de conservación efectivas y promover prácticas sostenibles que minimicen la perturbación acústica en los entornos naturales. Además, una gestión responsable de las actividades humanas y una regulación adecuada son cruciales para proteger los ecosistemas de los efectos perjudiciales de la contaminación antropogénica.

La bioacústica y la ecoacústica, disciplinas científicas que estudian los sonidos producidos por los seres vivos y su entorno acústico, son fundamentales en esta investigación. La bioacústica se centra en los sonidos generados por los organismos y sus patrones de comunicación, mientras que la ecoacústica analiza los patrones sonoros a nivel ecológico y su relación con los ecosistemas. Estos enfoques se complementan para brindar una visión completa del paisaje sonoro y sus implicaciones para la conservación del medioambiente.

El uso de la monitorización acústica pasiva, en combinación con el desarrollo de algoritmos y técnicas de análisis avanzadas, presenta una perspectiva prometedora para la investigación en bioacústica y ecoacústica. El estudio de los cambios en el paisaje sonoro y su relación con la salud de los ecosistemas es esencial para abordar los desafíos ambientales actuales y futuros. Este trabajo pretende contribuir a la comprensión y conservación de los entornos naturales mediante la monitorización acústica del paisaje sonoro mediante la utilización de diferentes técnicas para ayudar en estudios sobre la protección de la biodiversidad y el equilibrio ecológico.

1.1. Motivación

La preocupación creciente en la comunidad científica y en los gestores de los recursos naturales sobre el impacto del ruido antropogénico y la acción del hombre y el cambio climático en los ecosistemas de las Islas Canarias ha despertado la necesidad de buscar soluciones efectivas. Las fuentes sonoras generadas por actividades humanas, como el tráfico marítimo, la construcción y el turismo, puede tener consecuencias perjudiciales en las especies animales al perturbar sus procesos de comunicación, reproducción y alimentación. Además, el cambio climático plantea desafíos adicionales, como el aumento de las temperaturas y los eventos meteorológicos extremos, que pueden alterar los patrones de comportamiento y distribución de las especies.

En este contexto, es crucial desarrollar tecnologías innovadoras que permitan la monitorización acústica pasiva de manera efectiva. Los métodos tradicionales de monitoreo, basados en observaciones directas o captura y recaptura, presentan limitaciones significativas en términos de costo, invasividad y escala espacial y temporal. Por lo tanto, la implementación de nodos inteligentes se presenta como una posible solución. Estos dispositivos, diseñados específicamente para la recolección continua y automatizada de datos acústicos, son de bajo coste y programables.

Un nodo inteligente, en el contexto de la monitorización acústica pasiva, se define como un dispositivo que integra diversos componentes y sensores especializados. Estos nodos están equipados con micrófonos de alta sensibilidad y sistemas de grabación de calidad, lo que les permite capturar y almacenar datos acústicos de forma precisa y confiable. Además, cuentan con capacidad de procesamiento y almacenamiento interno, lo que les permite realizar análisis y gestión de datos en tiempo real. La verdadera inteligencia de estos nodos radica en su capacidad de ser programados y configurados según los objetivos específicos de la monitorización acústica. Además, pueden incorporar algoritmos avanzados de detección y clasificación de señales acústicas, lo que les permite identificar y distinguir diferentes tipos de vocalizaciones y sonidos relevantes en el entorno. Esta capacidad de procesamiento a bordo garantiza una mayor autonomía y eficiencia en la recolección de datos, reduciendo así la dependencia de la intervención humana.

En cuanto a la eficiencia energética, los nodos inteligentes están diseñados para minimizar el consumo de energía. Pueden utilizar tecnologías de bajo consumo y aprovechar fuentes de energía renovable, como paneles solares o baterías recargables. Esto les permite operar de manera autónoma y continua durante largos períodos de tiempo, incluso en ubicaciones remotas o de difícil acceso.

Los nodos inteligentes son una posible solución tecnológica para la monitorización acústica pasiva en diversos ecosistemas. Su capacidad de capturar, procesar y transmitir datos acústicos de manera continua y automatizada proporciona información detallada sobre la presencia, distribución y comportamiento de las especies animales. Al combinar tecnología avanzada, eficiencia energética, autonomía y bajo coste, estos nodos son herramientas que servirían para obtener información que podría contribuir a la conservación y gestión efectiva del medioambiente.

1.2. Marco de la investigación realizada

Este estudio se sitúa en el contexto de la bioacústica animal y la monitorización acústica pasiva, un campo de investigación en crecimiento que busca comprender la ecología acústica de la fauna silvestre y las interacciones entre especies. En particular, se enfoca en las Islas Canarias, un entorno de gran relevancia debido a su rica biodiversidad acústica y la importancia de sus ecosistemas marinos y terrestres.

En los últimos años, dos destacados proyectos han surgido en Canarias, MARCET y CanBIO, con el propósito de promover el desarrollo sostenible del turismo de avistamiento de cetáceos y estudiar los efectos del cambio climático en la biodiversidad marina de la región. Estas iniciativas han

Introducción

establecido una colaboración interregional y multidisciplinaria, involucrando a centros especializados en la monitorización y seguimiento sanitario de los cetáceos, así como en oceanografía operacional.

Además, el grupo de investigación denominado BioFiSenDis (Bioacústica física y multisensores distribuidos), de la Universidad de La Laguna, ha desempeñado un papel clave en la investigación sobre ecoacústica y análisis sonoro de cetáceos y mamíferos marinos en colaboración con la Fundación Loro Parque. Su participación en los proyectos MARCET y CanBIO ha permitido el desarrollo de tecnologías avanzadas para la monitorización acústica precisa de los cetáceos en áreas de especial protección.

Es importante destacar que estos proyectos están estrechamente relacionados con la conservación del medio ambiente y la protección de la vida silvestre. La investigación realizada busca contribuir a la comprensión de los ecosistemas acústicos y las dinámicas de las especies, con el objetivo último de proporcionar información relevante para la conservación de la biodiversidad y la promoción de prácticas sostenibles en el turismo y la gestión de los recursos marinos.

De esta manera, en el caso del proyecto CanBIO se ha propuesto la instalación de boyas científicas con el objetivo principal estudiar los efectos del cambio climático en la biodiversidad marina de Canarias y la Macaronesia, con especial enfoque en la acidificación de los océanos, la contaminación acústica marina y sus efectos en la fauna marina, así como la pérdida de biodiversidad y los ecosistemas marinos. Para la recopilación de datos, las boyas cuentan con diversos sensores, incluyendo una estación meteorológica, un sensor de CO₂, un fluorímetro, un medidor de pH y el instrumento MASE, desarrollado en este trabajo [11].

1.3. Objetivo

El objetivo principal de esta tesis doctoral es demostrar la viabilidad y eficacia de utilizar herramientas acústicas de bajo coste para la monitorización continua de poblaciones de animales en un área de estudio durante periodos de tiempo prolongados. La hipótesis fundamental planteada es que los nodos inteligentes diseñados y desarrollados pueden recopilar datos acústicos de forma continua y confiable, lo que permitirá obtener información detallada sobre la presencia, distribución y comportamiento de las especies animales en su entorno natural y adicionalmente permitir el procesamiento en tiempo real para llevar a cabo la identificación y clasificación de especies.

El propósito de esta investigación es proporcionar evidencia empírica que respalde la hipótesis planteada, mediante la implementación y evaluación de estos nodos inteligentes en el área de estudio. Se recopilarán y analizarán datos acústicos de manera continua a lo largo de un extenso periodo de tiempo, permitiendo el seguimiento y estudio de las especies animales presentes en el ecosistema. Estos datos analizados en conjunto con otros datos ecológicos y ambientales, permitirán obtener una comprensión integral de las interacciones y dinámicas del ecosistema.

Con el fin de alcanzar este objetivo general, se plantean los siguientes objetivos específicos:

- Diseñar y desarrollar nodos inteligentes: Se realizará el desarrollo de dispositivos específicos para la monitorización acústica pasiva de especies animales. Estos nodos estarán equipados con micrófonos de alta sensibilidad y capacidad de procesamiento en tiempo real, lo que les permitirá capturar y analizar las señales acústicas emitidas por las especies objetivo.
- Realizar pruebas en diferentes entornos: Se llevarán a cabo pruebas y experimentos en diversos ecosistemas para evaluar los nodos inteligentes. Estos entornos pueden incluir bosques, áreas de humedales, parques naturales, entornos acuáticos y otras áreas de importancia ecológica. Las pruebas permitirán evaluar la calidad de los datos recopilados, la capacidad de detección de especies y la resistencia de los nodos en entornos reales.
- Optimizar el consumo de energía y el almacenamiento de datos: Dado que se pretende realizar monitorizaciones durante largos periodos de tiempo, es crucial abordar el problema del consumo de energía y el almacenamiento de datos. Se investigará y desarrollará técnicas para optimizar el consumo de energía de los nodos, como el uso eficiente de los recursos y la implementación de estrategias de ahorro de energía. Asimismo, se explorarán métodos para el almacenamiento eficiente y seguro de los datos recopilados.
- Implementar sistemas de procesamiento en tiempo real: Para facilitar el seguimiento continuo de las especies animales, se desarrollarán algoritmos y técnicas de procesamiento en tiempo real que permitan el análisis de las señales acústicas capturadas en el propio nodo inteligente. Esto ayudará a identificar y clasificar las especies presentes en el entorno, proporcionando información valiosa para los estudios biológicos y ecológicos.
- Establecer sistemas de comunicaciones de bajo consumo: Se implementarán sistemas de comunicación eficientes y confiables que permitan la transmisión de los datos recolectados por los nodos inteligentes. Estos sistemas deberán ser capaces de enviar los datos a una estación base o a una plataforma centralizada para su consulta.
- Evaluar la durabilidad de los nodos en entornos hostiles: Dado que los nodos inteligentes estarán operativos durante largos periodos de tiempo, se evaluará su resistencia a condiciones ambientales adversas, como variaciones climáticas, humedad, polvo o la resistencia en entorno acuáticos.

A través de esta investigación, se espera demostrar que la utilización de nodos inteligentes para la monitorización acústica continua, durante largos periodos de tiempo, puede ser una herramienta efectiva y de bajo coste para el estudio de las especies animales y la toma de decisiones en la conservación y gestión de los ecosistemas. Este trabajo contribuirá al conocimiento para la implementación de sistemas de monitorización más efectivos y eficientes en estudios biológicos y sobre conservación del medio.

1.4. Estructura de este documento

El resto de este documento se estructura como sigue:

- Capítulo 2: Estado del arte de la línea de investigación actualizada en el año 2020 durante el inicio de este trabajo de Tesis.
- Capítulo 3: Desarrollo de la arquitectura los nodos acústicos inteligentes además de su adaptación a tres escenarios de monitorización diferentes, *SmartNode*, *SmartBirds* y MASE.
- Capítulo 4: Resultados obtenidos durante el despliegue y los experimentos realizados con cada instrumento y la discusión de los mismos.
- Capítulo 5: Conclusiones de este trabajo y las líneas futuras de investigación.

Estado del arte y Antecedentes

La bioacústica y la ecoacústica son herramientas utilizadas en los estudios para la conservación animal y la caracterización de ecosistemas. Estas disciplinas científicas permiten estudiar los ecosistemas y el comportamiento de los animales desde un punto de vista acústico, además de otros parámetros que caracterizan el bienestar del medio. Como soporte para la realización de estos estudios, se encuentra la tecnología utilizada para la monitorización acústica. En los últimos años, el abaratamiento y la accesibilidad a algunos microcontroladores, microprocesadores y kits electrónicos de desarrollo han posibilitado la realización de variedad de estudios y experimentos relacionados con la monitorización acústica pasiva y la caracterización del paisaje sonoro. Con la aparición de nuevas tecnologías, es posible monitorizar grandes zonas de costa o zonas boscosas, muchas veces de difícil acceso, con dispositivos de bajo coste, pero con una aceptable capacidad de cómputo para el procesamiento de señales acústicas.

En este capítulo se presenta una visión general de los antecedentes y el estado del arte sobre la ecoacústica, la bioacústica animal y los nodos inteligentes aplicados a estudios relacionados con la bioacústica, la conservación animal y la caracterización del paisaje sonoro.

2.1. La ecoacústica y la bioacústica animal

La ecoacústica es la investigación e interpretación ecológica del sonido ambiental según define *Farina et al* [12]. Se trata de una ciencia interdisciplinar emergente que investiga los sonidos naturales y de origen antropogénico además de su relación con el medio ambiente. La ecoacústica también incluye ámbitos de investigación ecológica y estudios poblacionales dentro de ecosistemas terrestres y acuáticos. Se considera el sonido como un atributo ecológico que puede utilizarse para investigar una amplia gama de parámetros que caracterizan un bioma, como la diversidad, la abundancia, el comportamiento y la dinámica de los animales en el medio. Por su parte, la bioacústica se ocupa del estudio de los sonidos producidos por los organismos vivos y su función en la biología, utilizando principios y métodos de la acústica y la biología. Debido a la importancia de esta nueva línea de

investigación ecológica, en el año 2014 se fundó la ISE (Sociedad Internacional de Ecoacústica) con el objetivo de fomentar y preservar los estudios sobre bioacústica [13].

En la actualidad, la bioacústica puede servir como herramienta en los estudios de conservación [14]. Hay autores que describen los efectos producidos por el ser humano sobre el medio ambiente, así como procedimientos para detectar alteraciones en las especies presentes a partir de investigaciones basadas en bioacústica [15]. El carácter no invasivo de este tipo de estudios [16] permite analizar poblaciones para su seguimiento e identificación [17] sin interferir en su hábitat durante largos periodos de tiempo, evitando así modificar su comportamiento. A través de estudios ecoacústicos se pueden determinar diferentes aspectos que caracterizan una región, como puede ser el estado de las poblaciones, la biodiversidad presente en un territorio concreto [18], el número de especies presentes [17] o el efecto de las acciones humanas sobre el comportamiento de las poblaciones [19, 20].

La evolución tecnológica ha permitido la monitorización de las poblaciones en su entorno natural, reduciendo las interferencias, incluso en entornos marinos hostiles. Esto se conoce como PAM (Monitorización acústica pasiva)¹. En muchos casos donde la observación directa de las especies animales no es posible la mayor parte del tiempo, la monitorización acústica pasiva cobra mayor importancia para la realización de estudios para la caracterización del medio y las especies.

Como ya se ha mencionado anteriormente, la monitorización acústica pasiva permite obtener censos de poblaciones animales además de también para conocer el efecto que las actividades de origen humano tienen sobre los entornos naturales de modo que se puedan mejorar los métodos de conservación [21–26] y los estudios de impacto ambiental. El enfoque clásico de este tipo de monitorización, se basa en la realización de grabaciones durante largos periodos de tiempo. Esto requiere la grabación, detección, almacenamiento y clasificación de una gran cantidad de vocalizaciones y eventos sonoros. La aproximación clásica implica largas horas de grabación para posteriormente tratar manualmente una gran cantidad de datos por lo que implicaría invertir mucho tiempo y recursos. Sin embargo, con ayuda de la automatización se puede reducir el volumen de datos para aplicaciones en tiempo real. Adicionalmente, se pueden realizar estas tareas de forma distribuida, clasificando eventos de forma automática de una región entera y no solo de un punto de dicha región. En algunos casos es posible realizar la identificación automática de estos sonidos de animales [17]. El monitoreo acústico para el censo de poblaciones animales ha demostrado ser útil para la monitorización de sapos de caña en Australia [27], elefantes [28], aves [29] o ballenas [30]. Del mismo modo, son muchos los casos de éxito que pueden encontrarse en la literatura de la monitorización acústica pasiva de diferentes especies, uno de los casos en el que se ejemplifica, se basa en la incorporación de múltiples sensores acústicos simples formando una red de nodos inteligentes que plantea la detección automática como una de sus líneas futuras. Esta red es la conocida como Voxnet [31]. Por ello, y en base a los estudios realizados, la combinación de las nuevas tecnologías para la monitorización acústica junto con los avances en bioacústica, posibilitan una mayor comprensión del mundo animal, los biomas y el paisaje sonoro.

¹Siglas derivadas de su denominación en inglés, *Passive Acoustic Monitoring*.

2.1 La ecoacústica y la bioacústica animal

Con respecto a los mayores contaminantes a nivel acústico, la introducción por parte del ser humano de fuentes sonoras artificiales en un ecosistema, se considera un tipo de contaminación ambiental que puede tener efectos adversos en una amplia variedad de especies animales. En algunos casos las fuentes sonoras consideradas como ruidosas pueden ser naturales, como por ejemplo tormentas o erupciones volcánicas, pero en el caso de las actividades humanas están relacionadas con el tráfico, la construcción, la industria, etc.

En los estudios sobre bioacústica, el ruido se define como cualquier factor que reduce la capacidad del receptor para detectar una señal o para discriminar una señal de otra [32], pero desde la perspectiva de la biosemiótica ², el ruido en sí mismo es una fuente de información y representa un tipo de código ecológico, por lo que puede ser la representación de eventos ambientales y ser en sí mismo un evento que caracteriza un paisaje [33]. Por ejemplo, el ruido en un entorno natural es a menudo el resultado de la lluvia o el viento y estos eventos cambian con la estación del año, además de estar relacionados con el cambio climático ya que puede resultar una medida indirecta de los efectos del mismo [34]. Tales eventos pueden tener consecuencias significativas con respecto a la actividad acústica de los animales, reduciendo su capacidad de comunicación y obligando al organismo vocal a utilizar energía extra para superar las fuentes ruidosas. Desde una perspectiva antropogénica, el ruido se considera un evento que degrada la calidad acústica, especialmente en entornos naturales, y puede afectar a la distribución de las especies animales dentro de un ecosistema.

De acuerdo con lo previamente señalado, los animales utilizan diferentes estrategias para neutralizar el efecto del solapamiento del ruido en la comunicación, como cambios en la amplitud, frecuencia y redundancia de la señal, y en su comportamiento. Algunas especies han sido observadas, cambiando la amplitud y frecuencia de sus llamadas, para contrarrestar el ruido de fondo, y otras han aumentado la redundancia de su señal. Otras han adaptado su comportamiento en entornos ruidosos, para mejorar la comunicación, tal y como demuestran numerosos estudios [1–10].

Para la comunicación en ecosistemas marinos, muchas especies utilizan señales acústicas para llevar a cabo una amplia gama de actividades biológicas. Los sonidos son utilizados por estos animales para comunicarse, protegerse, localizar fuentes de alimento, navegar bajo el agua y/o entender su entorno. En la comunicación, los sonidos son especialmente útiles porque son capaces de transmitir una gran cantidad de información de forma rápida y a largas distancias, en ocasiones kilómetros. Algunas especies, como los mamíferos, los peces y algunos invertebrados (principalmente los crustáceos), producen sonidos con frecuencias de emisión que van desde los infrasonidos hasta los ultrasonidos, integrándose en el entorno natural formando complejos y variados paisajes sonoros.

A lo largo de los años ha aumentado la introducción de actividades que generan antropofonía en el océano lo que ha provocado cambios en los ecosistemas y en consecuencia también en el paisaje sonoro. En la Figura 2.1 puede verse un ejemplo de la composición del paisaje sonoro marino. Este, es un ejemplo de la sinfonía de sonidos que abarca desde los cantos de las ballenas hasta los chasquidos

²La biosemiótica es la síntesis de la biología y la semiótica, su propósito principal es mostrar que la semiosis es un componente fundamental de la vida, es decir, que los signos y el significado de estos existen en todos los sistemas vivos. En bioacústica, los términos semióticos se usan para las actividades de animales, como señales, avisos o llamadas.

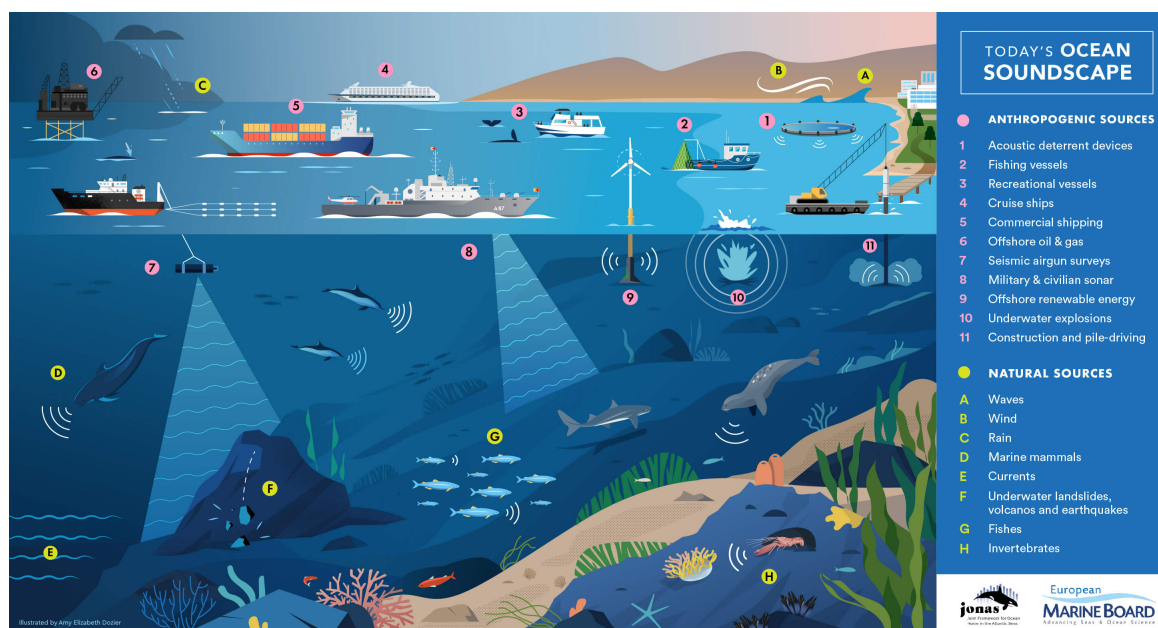


Figura 2.1 Composición del paisaje sonoro marino. Fuente [35]

y burbujeros de los peces, y desde el sonido de las olas hasta el sonido de las embarcaciones. Este complejo y dinámico ambiente acústico, compuesto por una variedad de fuentes sonoras, juega un papel fundamental en los ecosistemas marinos. Los sonidos marinos desempeñan funciones vitales, como la comunicación entre especies, la búsqueda de alimento, la detección de depredadores y la navegación en las vastas extensiones oceánicas. Los ecosistemas marinos están llenos de sonidos únicos como los corales que emiten chasquidos y crujidos, los camarones mantis producen estallidos sónicos con sus pinzas, y los delfines utilizan una amplia gama de silbidos y clics para interactuar y navegar. Además de los sonidos biológicos, el paisaje sonoro marino también está influenciado por las actividades humanas, como el tráfico marítimo, la exploración petrolera y la pesca. Estas fuentes antropogénicas pueden perturbar y enmascarar los sonidos naturales, afectando así a los organismos marinos y alterando los equilibrios ecológicos.

2.2. Los índices acústicos y la identificación de especies

Tal y como se ha introducido en la sección 2.1, en los últimos años, los avances tecnológicos han permitido la monitorización acústica pasiva (PAM) de poblaciones animales en su entorno natural.

En la mayoría de los casos, el procesamiento manual de los datos acústicos capturados durante las campañas de monitorización, es una tarea que requiere mucho tiempo y recursos ya que suele realizarse a mano por los operadores. Por ello, es necesario automatizar esta tarea lo máximo posible. En el caso de los entornos marinos, la instalación de sensores e instrumentos puede ser costosa en términos económicos y logísticos. Además, en el caso de los sensores desplegados en alta mar, se

añade la problemática de las zonas de poca cobertura para las comunicaciones por lo que es necesario tener en cuenta estas restricciones a la hora de implementar un sensor acústico. Una estrategia para afrontarlo es aplicar técnicas de reducción de datos para evitar grandes usos de memoria dentro del dispositivo y ancho de banda de comunicaciones. Entre las técnicas más populares se encuentran la detección de eventos y el cálculo de índices acústicos.

Al escuchar grabaciones de sonidos producidos por algunos animales, es posible que un oído entrenado sea capaz de identificar la especie que emite dicho sonido. Sin embargo, se ha descubierto que la identificación automatizada de especies es compleja debido a la variabilidad dentro de una misma especie o a la superposición de sonidos emitidos por individuos presentes en el ecosistema y que pueden interferir con los cantos y llamadas que se intentan identificar. El enfoque más común para este tipo de detección, se basa en extraer lo que se conoce como la firma del espectrograma, de esta forma, buscando ese mismo patrón en otras grabaciones sería posible identificar la presencia de algunas especies [36]. Este tipo de técnicas funcionan mejor con firmas simples, como las producidas por insectos o anfibios, comparado con la firma de los cantos de ave o las producidas por cetáceos. Sin embargo, nuevos enfoques en este campo han mejorado en gran medida la identificación de las especies [37–39].

Otro método para la caracterización del medio, se encuentra en el cálculo de índices acústicos. Estos derivan de grabaciones que no dependen de las especies presentes en las mismas, sino de las características de la propia grabación y por ende del paisaje sonoro que se está registrando. Estas propiedades pueden ser la diversidad de sonidos dentro de la grabación, la complejidad de los mismos, su grado de uniformidad o la banda de frecuencia en la que se encuentran. En definitiva, los índices acústicos no buscan la identificación de un individuo sino la caracterización del ecosistema que se está monitorizando. En este sentido, los índices acústicos más extendidos en la literatura son el H (Índice de entropía acústica), el ACI (Índice de complejidad acústica) y el NDSI (Índice de diferencia normalizada del paisaje sonoro) [40–43]. Por otro lado, existen algunos otros cuyo desarrollo es más reciente, como el ADI (Índice de diversidad acústica) y el AEI (Índice de uniformidad acústica) [44] encargados de cuantificar la diversidad acústica y la uniformidad, respectivamente.

2.2.1. Identificación acústica de especies

La cantidad de información contenida en las grabaciones acústicas realizadas durante largos periodos temporales, por lo general suele ser muy alta si se lleva a cabo en un entorno con gran diversidad animal. Esto puede resultar un obstáculo para la aplicación de técnicas clásicas de monitorización acústica pasiva ya que requiere grandes cantidades de tiempo para el procesamiento manual de los datos. Por otro lado, además del tiempo necesario para realizar las grabaciones, este enfoque requiere una gran cantidad de recursos computacionales, lo que obliga a planificar periodos de grabación, en lugar de realizar grabaciones continuas [45, 46]. Adicionalmente, la información acústica contenida en una grabación no es totalmente interpretada por métricas ecoacústicas, por lo que se pierden detalles importantes sobre los patrones acústicos y la caracterización de un paisaje sonoro. Para interpretar

esta información, se necesitan modelos más eficientes que los presentes en los enfoques clásicos de monitorización.

En el análisis de un paisaje sonoro, la identificación de especies a nivel individual resulta importante para cierto tipo de estudios, sin embargo, también resulta útil para capturar todo el contexto sonoro en el que se encuentran los eventos acústicos. De esta forma, es posible distinguir eventos que se pueden considerar como relacionales entre especies, como pueden ser los coros o las respuestas a cantos de llamada. Por otro lado, también es posible extraer información sobre los eventos ambientales como truenos, viento o lluvia, lo cual permite analizar en mayor medida el contexto del paisaje sonoro.

Una forma nueva y eficiente de investigar las comunidades acústicas y los paisajes sonoros se basa en el principio de los eventos ecoacústicos [33]. Un evento acústico se define como un patrón sonoro emergente resultante de geofonías o biofonías individuales o en su combinación. Por lo general, un evento aparece repentinamente, modificando así el escenario acústico, e influyendo en consecuencia en el comportamiento de las especies. La detección de eventos acústicos se usa comúnmente en diversas áreas de la acústica teórica y aplicada [47–50].

El proceso de identificación automática del sonido, en este caso de especies animales, consta de varias etapas en las que se intenta extraer las características del audio capturado. En la mayoría de casos, el análisis se basa en la utilización de la transformada de Fourier, o bien la extracción por medio de los coeficientes cepstrales de Mel. Sin embargo, a lo largo de los años, se han desarrollado técnicas que implican más complejidad, tanto técnica como computacional. La Tabla 2.1, contiene un resumen de las diferentes técnicas para la identificación de especies utilizadas en el campo de la bioacústica animal.

En el caso de las últimas metodologías para la detección de especies, se están presentando mejoras significativas con respecto al enfoque de las técnicas actuales presentes en la Tabla 2.1. La mayoría de estas estrategias se basan en el uso de redes neuronales convolucionales.

Una CNN (*Convolutional Neural Network*) es un tipo de red neuronal especializada en el procesamiento de imágenes o señales en múltiples dimensiones, incluyendo el procesamiento de señales de audio en una dimensión, como las señales de voz o música. Está formada por capas de neuronas que procesan información de forma jerárquica.

La capa más importante de una CNN es la capa convolucional. Esta capa está compuesta por un conjunto de filtros, que son pequeñas matrices que se deslizan a través de la entrada de datos. Cada filtro se aplica a una pequeña porción de los datos y produce un valor que representa la presencia o ausencia de ciertas características en esa porción. Por ejemplo, si el filtro se centra en una sección de los datos, puede detectar bordes o esquinas. Después de aplicar los filtros, se aplica una función de activación, como la función ReLU, que aumenta la no linealidad del modelo. Luego, se utiliza una capa de *pooling* para reducir el tamaño de los datos y hacer que el modelo sea más eficiente. Esta capa reduce la cantidad de información en los datos, manteniendo solo la información más importante. Finalmente, se utiliza una o varias capas de neuronas totalmente conectadas, que procesan la información que se ha extraído de los datos y la utilizan para realizar la tarea de clasificación o regresión.

2.2 Los índices acústicos y la identificación de especies

Tabla 2.1 Técnicas de detección y clasificación de señales utilizadas habitualmente en bioacústica [51]

Método	Aplicación	Resumen	Ventajas	Desventajas
Umbralización [52]	Detección	La detección se produce cuando la energía dentro de una banda de frecuencia concreta, supera el umbral especificado	Bajo coste computacional	Muy sensible al ruido de fondo
Correlación cruzada del espectrograma [53]	Detección, clasificación	La detección se produce cuando el coeficiente de correlación al comparar el espectro con una plantilla supera un valor especificado	Bajo coste computacional	Depende mucho de lo representativa que resulte la plantilla utilizada
Modelos de Markov ocultos [54]	Detección, clasificación	Infiere de forma probabilística si la señal de interés se encuentra presente	Incluye los detalles temporales de la señal	Implementación compleja. Requiere un gran rango de datos de entrenamiento
Aprendizaje supervisado con extracción de características previa [55, 56]	Clasificación	Algoritmo supervisado para clasificar señales desconocidas en función de la similitud con los datos de entrenamiento aprendidos	Puede ser entrenado con una gran variedad de conjuntos de datos	Bajo número de conjuntos de datos válidos. La extracción de características utilizada es sensible al ruido
Aprendizaje no supervisado [57]	Clasificación	Agrupar las señales en función de la similitud de sus características, utilizando métodos no supervisados	No requiere datos de entrenamiento	Al no estar previamente entrenado hay que hacer un etiquetado posterior de las categorías identificadas
Aprendizaje supervisado sin extracción de características previa [58, 59]	Detección, clasificación	Señales detectadas y clasificadas en función de la similitud con un conjunto de entrenamiento	Distingue características aprendidas directamente de los datos. Se evita el ruido por la extracción de datos del espectrograma	Es una técnica sensible al sobreajuste a los datos de entrenamiento, por lo que necesita un gran volumen de datos de entrenamiento

En resumen, una red neuronal convolucional utiliza filtros para extraer características importantes de una imagen o de una señal de audio, y luego utiliza capas de *pooling* y neuronas totalmente conectadas para procesar esta información y realizar la clasificación o regresión. Esto hace que las CNN sean muy útiles para la clasificación de imágenes, y también para el procesamiento de señales en una dimensión, como el caso de las señales de audio.

Aplicadas en bioacústica animal, las redes neuronales convolucionales se han utilizado en algunos casos como la detección de ruido antropogénico en grabaciones urbanas [60, 61], la detección de llamadas de animales dentro de grabaciones con solapamiento de otras fuentes acústicas [58, 59, 62] o la identificación de especies de pájaros [63, 51]. Esta nueva técnica de análisis ha recogido gran parte de las investigaciones realizadas en el campo durante los últimos años.

Grandes empresas como Google han desarrollado arquitecturas como la de la red denominada YAMNET basada en *MobileNet-V1* [64]. La arquitectura de YAMNET se basa en una CNN profunda que ha sido entrenada en un conjunto de datos masivo de sonidos ambientales. En este caso, la CNN es una metodología de red neuronal especializada en el procesamiento de imágenes, que también se puede utilizar para procesar señales de audio en forma de espectrogramas. En el caso de YAMNET, la red se entrena para aprender a clasificar los sonidos en diferentes categorías, como voces humanas, sonidos de animales, música, vehículos, etc.

La arquitectura de YAMNET está formada por múltiples capas convolucionales y de agrupación, seguidas de capas completamente conectadas. Durante el entrenamiento, la red aprende automática-

mente a identificar las características relevantes de los espectrogramas que permiten diferenciar entre diferentes tipos de sonidos. Además, la arquitectura de YAMNET permite el uso de una técnica llamada aprendizaje por transferencia para mejorar la precisión de la clasificación. En lugar de entrenar la red desde cero se utiliza una red pre-entrenada en un conjunto de datos masivo de imágenes, y se ajusta específicamente para el reconocimiento de sonidos. Esto permite que la red aproveche el conocimiento previo adquirido en la tarea de clasificación de imágenes y lo transfiera a la tarea de clasificación de sonidos, mejorando así su rendimiento.

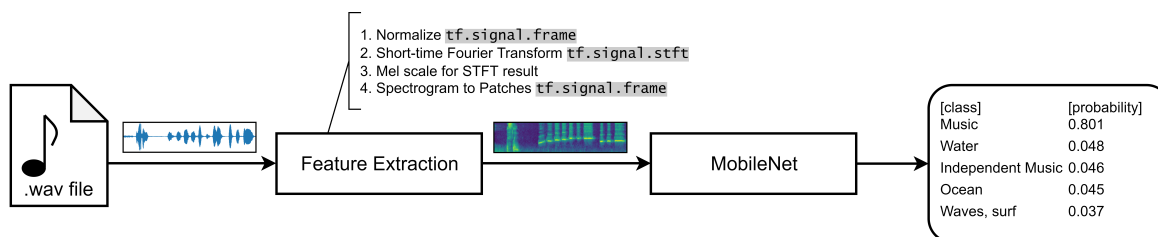


Figura 2.2 Ciclo de operación de la red YAMNET [65].

En resumen, la arquitectura de YAMNET se basa en una red neuronal convolucional profunda entrenada con un conjunto de datos masivo de sonidos ambientales y utiliza técnicas de aprendizaje por transferencia para mejorar la exactitud de la clasificación. Esta arquitectura ha demostrado una alta precisión en la clasificación de sonidos (tal y como se muestra en la Figura 2.3), lo que la convierte en una herramienta valiosa en aplicaciones como la monitorización ambiental y el análisis de la biodiversidad acústica, abriendo paso a nuevas líneas de investigación. La estructura de funcionamiento de YAMNET puede verse en el diagrama de la Figura 2.2.

2.2.2. Los índices acústicos

Un índice de biodiversidad, o índice acústico, es una función matemática diseñada para evaluar algunos aspectos de la biodiversidad. En este tipo de estudios se han desarrollado numerosos índices para describir varias facetas de la diversidad de las comunidades animales y vegetales. Estos índices pretenden cuantificar, entre otras cosas, la riqueza, la uniformidad, la regularidad, la divergencia o la rareza en la abundancia de especies, los rasgos o la filogenia. Por lo tanto, los índices acústicos caracterizan los paisajes sonoros con un conjunto reducido de parámetros, que permiten discriminar las diferentes fuentes acústicas del entorno [40, 69–74] y, por tanto, pueden utilizarse para optimizar la generación de datos por parte de los sensores acústicos. Estos índices permiten evaluar la degradación del paisaje sonoro debida a las actividades humanas y detectar cambios en el mismo, de modo que son una herramienta útil para tomar decisiones sobre la conservación en forma de macroindicadores de la evolución temporal. Desde que los índices acústicos fueron introducidos por primera vez en la comunidad científica por *Suer et al* y *Farina et al*, se han llevado a cabo muchos estudios sobre el desarrollo y la aplicación de dichos índices. Estas investigaciones se han realizado en comunidades de aves, así como algunos trabajos que existen sobre aplicación en ambientes marinos [75]. Los

2.3 Tecnologías para la monitorización acústica pasiva

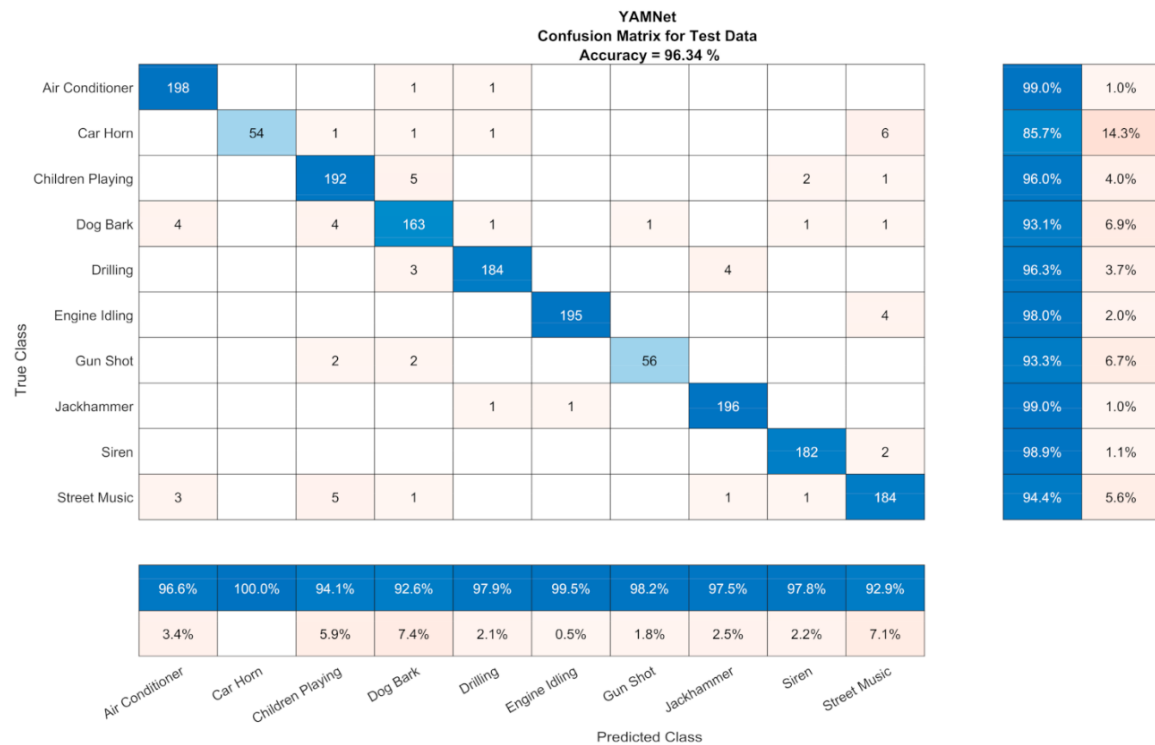


Figura 2.3 Matriz de confusión para datos de test de la red YAMNET [66].

índices resumen el contenido de una señal acústica durante un determinado intervalo de tiempo. En la mayoría de los estudios, este tiempo se establece en periodos de uno, cinco o diez minutos. Además, pueden cubrir ciertos rangos de frecuencia o incluso todo el espectro acústico. El cálculo de los índices acústicos en grabaciones de larga duración, puede proporcionar información interesante sobre los cambios en el paisaje sonoro de la zona de grabación, ya que muestran los cambios en la riqueza de especies en ese ámbito, además de resultar una práctica muy eficiente a la hora de reducir la generación de datos [72, 76].

En la tabla 2.2, se resumen algunos de los índices más utilizados en la literatura y la interpretación de los valores resultantes tras su cálculo. En el anexo B se introducen las expresiones matemáticas y procedimiento seguido para el cálculo de los índices acústicos.

2.3. Tecnologías para la monitorización acústica pasiva

El desarrollo de la bioacústica ha estado influenciado por los avances tecnológicos. La instrumentación avanzada, el aumento en la capacidad de almacenamiento de datos y el análisis de los mismos han abierto nuevas oportunidades de investigación, así como han enriquecido áreas ya establecidas. Con el fin de contextualizar las limitaciones históricas en la recopilación de datos y proporcionar información relevante para el diseño de futuros programas de seguimiento de hábitats, esta sección

Estado del arte y Antecedentes

Índice	Patrones en el paisaje sonoro	Patrones a identificar
ACI (Índice de complejidad acústica) [42]	Basado en la diferencia de amplitud entre una muestra y la siguiente dentro de una banda de frecuencia, en relación con la amplitud total dentro de esa banda. Diseñado para cuantificar la irregularidad inherente a la biofonía, y además relativamente insensible al sonido persistente de intensidad constante.	Los valores altos indican tormentas, gotas de lluvia intermitentes que caen de la vegetación, insectos estridentes o altos niveles de actividad de las aves. Los valores más bajos proceden de grabaciones con un ruido constante que llena todo el espectrograma.
ADI (Índice de diversidad acústica) [44]	Aumenta con una mayor uniformidad en las bandas de frecuencia. Una señal uniforme (con ruido en todas las bandas de frecuencia o completamente silenciosa) dará un valor alto, mientras que un tono puro (es decir, toda la energía en una banda de frecuencia) estará más cerca de 0.	Los valores más altos proceden de grabaciones con altos niveles de geofonía o antropofonía (viento, helicópteros o camiones) que cubren el espectrograma de ruido o de grabaciones muy silenciosas con poca variación entre bandas de frecuencia. Los valores más bajos reflejan el predominio de una banda de frecuencias estrecha, generalmente por ruido de insectos nocturnos.
AEI (Índice de uniformidad acústica) [44]	Los valores más altos indican una mayor desigualdad entre las bandas de frecuencia, cuando hay una mayor intensidad sonora en un rango restringido de frecuencias. Los hábitats acústicamente ricos pueden producir valores bajos porque hay poca variación de la intensidad entre las bandas de frecuencia en los paisajes sonoros saturados.	Inversión de los patrones del ADI. Los valores altos identifican grabaciones con predominio de una banda de frecuencia estrecha de ruido de insectos. Los valores bajos se asocian a grabaciones con viento y muchas bandas de frecuencia ocupadas, o a grabaciones casi silenciosas sin actividad acústica.
BIO (Índice bioacústico) [67]	Función de la amplitud y el número de bandas de frecuencia ocupadas entre 2 y 11 kHz. El valor es relativo a la banda de frecuencia más silenciosa de 1 kHz; los valores más altos indican una mayor disparidad entre las bandas más ruidosas y las más silenciosas.	Los valores más altos los produce el ruido de animales con gran amplitud y mínima variación entre las bandas de frecuencia. Los valores bajos se producen cuando no hay sonido entre 2 y 11 kHz, aunque a veces hay biofonía fuera de estos límites.
H (Índice de entropía acústica) [40]	Aumenta con una mayor uniformidad de amplitud entre bandas de frecuencia y/o muestras. Devuelve un valor entre 1 (una señal uniforme, con ruido entre bandas de frecuencia o completamente silenciosa) y 0 (un tono puro con toda la energía en una banda de frecuencia).	Los valores más altos proceden de grabaciones casi silenciosas, sin viento, y sólo con débiles cantos de pájaros. Los valores más bajos se producen cuando el ruido domina una sola banda de frecuencia.
NDSI (Índice de diferencia normalizada del paisaje sonoro) [43]	Se basa en una división de frecuencias teórica entre antropofonía (1-2 kHz) y biofonía (2-11 kHz). La relación de los dos componentes da valores de -1 a +1, donde +1 indica que no hay antropofonía en el paisaje sonoro.	Los valores altos reflejan niveles elevados de biofonía, con un ruido mínimo en la banda de 1-2 kHz. Los valores bajos surgen cuando hay dominio de la antropofonía en la banda de 1-2 kHz.

Tabla 2.2 Índices acústicos más comunes e interpretación de valores obtenidos tras su cálculo [68]

presenta un breve resumen de las capacidades y limitaciones de los principales tipos de plataformas de monitoreo acústico tanto submarino como terrestre.

2.3 Tecnologías para la monitorización acústica pasiva

En el ámbito de la monitorización acústica, se utilizan dos tipos principales de plataformas: las plataformas fijas y las plataformas móviles. En el caso de las plataformas fijas, se emplean dispositivos compactos conocidos como nodos o sensores, equipados con microcontroladores, sistemas de procesamiento de bajo costo, comunicación de baja potencia y transductores para captar el entorno. Estos nodos pueden funcionar de manera individual o colaborar con otros nodos similares, permitiendo la cooperación y la entrega en tiempo real o con baja latencia de los datos recopilados a usuarios o servidores de almacenamiento.

Un ejemplo clásico de aplicación de sensores acústicos para su uso en ecoacústica, fue el despliegue en *Great Duck Island* en el año 2002 [77–79]. Este suele considerarse como el primer despliegue de aplicación significativo de una red de sensores inalámbricos para la grabación de seres vivos. En este escenario, se utilizó una red de sensores para monitorizar de forma discreta las condiciones ambientales alrededor de los nidos de petreles³ de las tormentas en una pequeña isla de la costa de Maine, en Estados Unidos. El objetivo principal era proporcionar una imagen más detallada a los biólogos que examinaban el comportamiento de anidación de estas aves. El despliegue no pudo cumplir plenamente las expectativas debido a las limitaciones técnicas de los dispositivos, sin embargo, puso de manifiesto la utilidad de este tipo de tecnología y su potencial. Muchos despliegues posteriores, han seguido el ejemplo de *Great Duck Island*, centrándose en la investigación medioambiental como principal área de aplicación.

Además de las plataformas fijas, en el campo de la monitorización acústica se utilizan también las plataformas móviles. Estas plataformas son capaces de registrar datos en movimiento y pueden ser portátiles, lo que permite su instalación durante períodos de tiempo más cortos. En contraste con las plataformas fijas, las plataformas móviles brindan flexibilidad y la capacidad de cubrir áreas más amplias. Se utilizan en diversos contextos, desde estudios de fauna silvestre hasta evaluaciones del paisaje sonoro en áreas urbanas. Un ejemplo destacado de aplicación de plataformas móviles es su uso en estudios de migración de especies. Mediante el despliegue de sensores acústicos móviles, es posible registrar los sonidos emitidos por animales en movimiento, como aves migratorias o cetáceos. Estos dispositivos se pueden instalar en vehículos terrestres, embarcaciones o incluso en drones, lo que facilita la monitorización de diferentes hábitats y rutas migratorias. La combinación de tecnología acústica y movilidad ofrece una perspectiva única para comprender los patrones de migración y los comportamientos de las especies en diferentes entornos. Otro campo de aplicación de las plataformas móviles es la evaluación del paisaje sonoro en áreas urbanas. Estos sistemas portátiles pueden desplazarse por diferentes ubicaciones de la ciudad para recopilar datos acústicos en tiempo real. Esta información es de gran valor para identificar fuentes acústicas, evaluar los niveles de contaminación acústica y diseñar estrategias de mitigación. Además, las plataformas móviles permiten una monitorización dinámica de eventos acústicos específicos, como conciertos al aire libre,

³Los proceláridos (Procellariidae) son una familia de aves marinas pelágicas del orden de las Procellariiformes que agrupa a los petreles (o patines), pardelas, fardelas, abantos marinos, fulmares y patos petreles. Forman un grupo de aves propias de los mares fríos, estrechamente emparentadas con los albatros, paños y potoyuncos. La distribución natural de los petreles, y sobre todo del petrel gigante antártico (*Macronectes giganteus*), es muy extensa, comprendiendo todos los mares del hemisferio sur, desde las costas de la Antártida hasta el trópico de Capricornio [80, 81].

festivales o eventos naturales como ventiscas o lluvias, brindando información detallada sobre los impactos sonoros en tiempo y espacio. Si bien las plataformas móviles ofrecen ventajas en términos de flexibilidad y cobertura geográfica, también presentan desafíos técnicos. La estabilización de los dispositivos durante el movimiento, el consumo de energía y el procesamiento en tiempo real de grandes volúmenes de datos acústicos son aspectos críticos a tener en cuenta. Sin embargo, los avances en tecnología han permitido el desarrollo de soluciones cada vez más sofisticadas, como sistemas de grabación sincronizada en múltiples puntos y algoritmos de procesamiento de señales en tiempo real [82].

A lo largo de los avances tecnológicos en el campo de la monitorización acústica, se ha producido una notable evolución en los enfoques utilizados para el procesamiento de datos. En los primeros tiempos, las grabadoras manuales eran el principal medio para recolectar información acústica. Estas grabaciones se realizaban en dispositivos portátiles y, posteriormente, los datos se analizaban manualmente en laboratorios utilizando técnicas de escucha y anotación. Sin embargo, con el creciente volumen de datos y la necesidad de análisis más eficientes, surgieron nuevos enfoques y técnicas. Una de las estrategias implementadas fue la grabación intermitente por períodos de tiempo determinados. En lugar de grabar de manera continua, se realizaban capturas de audio en momentos específicos, lo que permitía ahorrar espacio de almacenamiento y facilitaba la posterior revisión y procesamiento de los datos. Con la aparición de la computación y la capacidad de procesamiento cada vez más potente, se desarrollaron algoritmos y técnicas para el análisis automático de los datos acústicos. Estos enfoques inteligentes han permitido una transformación significativa en la forma en que se procesan los datos. Los sensores acústicos modernos están equipados con algoritmos de detección y clasificación que pueden identificar automáticamente diferentes tipos de sonidos y eventos en tiempo real. Esto reduce la necesidad de análisis manual y permite un procesamiento más rápido y preciso de los datos. Además, se han introducido técnicas de compresión y almacenamiento eficiente de datos para superar las limitaciones de capacidad y facilitar la recopilación a largo plazo. Los avances en tecnología han permitido la implementación de sistemas de grabación sincronizada en múltiples puntos, que capturan datos simultáneamente en diferentes ubicaciones. Estos sistemas sincronizados, combinados con algoritmos inteligentes, han mejorado la calidad y la cantidad de información recopilada, abriendo nuevas posibilidades de investigación en áreas como la ecología acústica y el monitoreo de hábitats.

En el caso de la monitorización del paisaje sonoro, los primeros estudios ecoacústicos a nivel mundial, realizaban grabaciones en determinados lugares de una zona de estudio durante un determinado periodo de tiempo [83]. Posteriormente, estas grabaciones debían ser recuperadas y procesadas en sistemas independientes al nodo, mediante el uso de un software ecoacústico [40, 84–86]. Adicionalmente, los registros acústicos generados por dichos instrumentos también pueden ser utilizados para la caracterización y modelización del ruido submarino además del paisaje sonoro [87, 88]. Para cubrir periodos de tiempo más largos, el enfoque ha sido, en la mayoría de los casos, no grabar audio de forma ininterrumpida. En su lugar, se realiza una grabación corta con una cierta periodicidad en el tiempo. Por ejemplo, en [69] se graba un minuto cada 11 minutos, mientras que en [89] se graban

2.4 Antecedentes de la investigación realizada

diez minutos al principio de cada hora y a la mitad de cada hora. Esta limitación se introduce por la necesidad de ahorrar almacenamiento cuando el estudio se realiza durante un largo periodo de tiempo.

Fabricante	Modelo	Número de canales	Frecuencia de muestreo máxima (kHz)	Hábitat
Wildlife Acoustics	SM2+	2	96	Terrestre
Wildlife Acoustics	SM3	2	96	Terrestre
Lunilettronik	Sound Explorer	2	192	Terrestre
Jasco Applied Sciences	AMAR G3	9	687.5	Marino
Loggerhead Instruments	DSG-ST	1	288	Marino
Ocean Instruments	SoundTrap 202HF	1	576	Marino
Wildlife Acoustics	SM3M	2	192	Marino

Tabla 2.3 Selección de algunos sensores acústicos comerciales y sus características. Fuente [82]

Existen en el mercado algunos productos comerciales con las características necesarias para la monitorización del paisaje sonoro [90, 91], en la Tabla 2.3 puede encontrarse un resumen de los más relevantes, además estos poseen unas arquitecturas similares a las propuestas en el estado del arte [92, 93]. Para superar la limitación de la capacidad de almacenamiento, el sistema de grabación podría estar provisto de un *hardware* de procesamiento que permita analizar la señal de audio en bruto y almacenar únicamente los índices ecoacústicos. El instrumento *Soundscape Explorer* proporcionado por Lunilettronik [94], que calcula el índice ACI [42] en tiempo real y se utiliza en [74], es un ejemplo de este enfoque. En [95] se propone un dispositivo acústico inteligente de bajo coste para el seguimiento de la biodiversidad. En muchos casos, sigue existiendo la limitación del retraso en la recuperación de datos para su análisis. Esto podría superarse añadiendo un sistema de comunicación a la instrumentación que permita recuperar los datos mientras se capturan. Ejemplos de este enfoque se pueden encontrar en las investigaciones de *Deniz et al* y *Sethi et al* [96, 97]. Otro punto que hay que tener en cuenta es el consumo energético de la instrumentación, ya que muchos dispositivos se alimentan con baterías que limitan el tiempo de funcionamiento, aunque en algunos casos también se recargan con paneles solares. La mayoría de estos desarrollos son para entornos terrestres, ya que evidentemente, el transporte al medio subacuático es más difícil. El trabajo presentado en [98] muestra una adaptación de este tipo, con algunas soluciones para la monitorización del paisaje sonoro.

2.4. Antecedentes de la investigación realizada

La investigación de esta tesis doctoral se emarca dentro de una serie de proyectos que son fruto de la colaboración entre la Universidad de La Laguna y la Fundación Loro Parque que se inició en el año 2004. Desde entonces se han llevado a cabo diversas investigaciones en el campo de la

bioacústica y su uso como herramienta para la conservación animal, centrándose principalmente en la monitorización de cetáceos, en particular, la especie *Orcinus Orca*.

Desde el año 2007, se ha trabajado en el desarrollo de sensores acústicos para la monitorización de las piscinas en las instalaciones del parque. En sus etapas iniciales, estos dispositivos eran completamente analógicos. Posteriormente, en el año 2011, se enfocó en el desarrollo de algoritmos para la generación de vocalizaciones sintéticas. Además, se realizaron actualizaciones en el sistema de adquisición y en la red de hidrófonos, instalando un panel de conexiones para utilizar una única tarjeta de adquisición y capturar las señales provenientes de los hidrófonos para posteriormente ser procesadas en el servidor central. Entre los años 2015 y 2018, se trabajó en el desarrollo de un sistema de adquisición que permitiera la transferencia de datos a través de dispositivos conectados vía *Ethernet*. En la Figura 2.4, se muestra el diagrama de distribución de los nodos en las piscinas de las instalaciones de Orca Ocean en Loro Parque junto a los correspondientes hidrófonos.

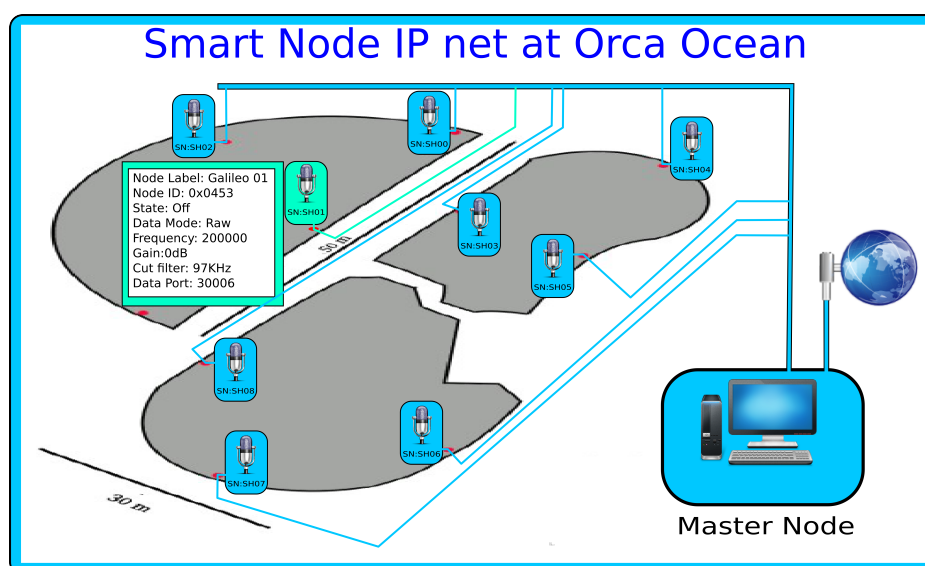


Figura 2.4 Distribución de hidrófonos y nodos en las piscinas de Loro Parque

Se colocaron nodos cerca de cada hidrófono para distribuirlos estratégicamente. El *hardware* de estos dispositivos se basó en un microcontrolador STM32, el cual permitía implementar servicios para la transferencia directa del audio capturado vía *Ethernet* a través de su convertor analógico-digital.

Con el objetivo de gestionar eficientemente el almacenamiento y optimizar la organización de los archivos de audio generados por los nodos, se implementó en el nodo principal el sistema de archivos denominado FSDate, que se ilustra en la Figura 2.5.

En la red de nodos implementada en 2015, cada dispositivo se encargaba de enviar de forma continua el flujo de audio. El nodo principal tenía la responsabilidad de gestionar el sistema de archivos de toda la red y detectar los eventos acústicos en las grabaciones, ya que no fue posible implementar

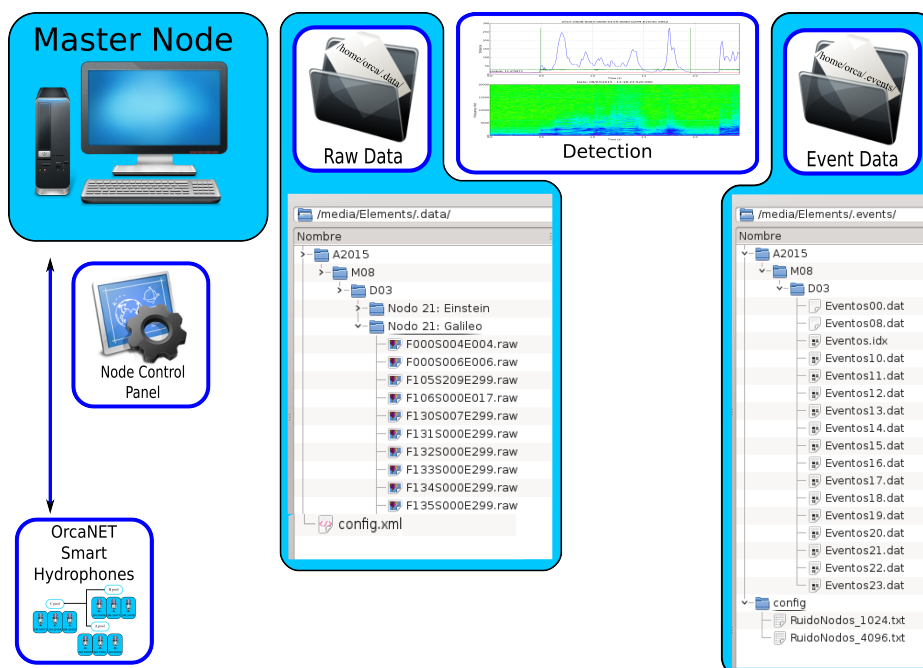


Figura 2.5 Organización del sistema de archivos

un sistema de detección en tiempo real en el microcontrolador seleccionado. Las grabaciones se limitaron a fragmentos de 5 minutos por archivo para facilitar su manejo.

En el año 2016, gracias a la captura de eventos acústicos con una mejor calidad sonora, se logró categorizar y crear el primer catálogo sonoro del dialecto de las orcas presentes en las instalaciones. En este punto, la red de nodos contaba con un sistema de detección de eventos implementado en el nodo central del sistema.

Al inicio de este trabajo, la red de nodos del parque contaba con nodos operativos que capturaban fragmentos de audio de 5 minutos de duración para su posterior procesamiento en un servidor central. Este punto marcó el comienzo del desarrollo de los sistemas y técnicas que se introducen en esta tesis doctoral.

Diseño y desarrollo de los nodos inteligentes

En este capítulo se describe el material y los métodos utilizados junto a los sensores acústicos que forman parte de los resultados de este trabajo para la investigación en monitorización acústica pasiva de especies animales y el desarrollo de sensores inteligentes. De acuerdo con lo expuesto en el capítulo 1, el propósito de esta investigación fue emplear tecnología avanzada con el fin de obtener información acerca de la presencia y el comportamiento de diversas especies animales, así como caracterizar el paisaje sonoro en distintos entornos. Para alcanzar este objetivo, se implementaron tres casos de uso de una misma arquitectura para nodos inteligentes, cada uno de ellos con características y aplicaciones específicas ajustadas a un escenario de monitorización.

En las siguientes secciones se presentan los detalles técnicos de cada uno de los sistemas desarrollados, incluyendo la descripción de los componentes utilizados, el diseño de los encapsulados y el desarrollo del *software*.

3.1. Arquitectura general de un nodo inteligente

Con el nuevo enfoque de procesamiento, es a través de los nodos donde tiene lugar la detección, el procesamiento y la comunicación del sistema completo por lo que se denomina nodo inteligente. Estos almacenan y ejecutan los protocolos de comunicación y los algoritmos de procesamiento de datos acústicos. La calidad, el tamaño y la frecuencia de los datos detectados que se pueden extraer con estos nodos dependen de los recursos disponibles del *hardware*. Por lo tanto, el diseño e implementación de un nodo inteligente es un paso crítico a la hora de realizar la monitorización acústica de una región.

La arquitectura de *hardware* de un sensor o nodo acústico inteligente, mostrada en el diagrama de la Figura 3.1, consta de varios módulos y subsistemas que trabajan en conjunto para capturar, procesar, comunicar y administrar los datos. A continuación, se describen en detalle cada uno de estos módulos de forma genérica para un sensor acústico:

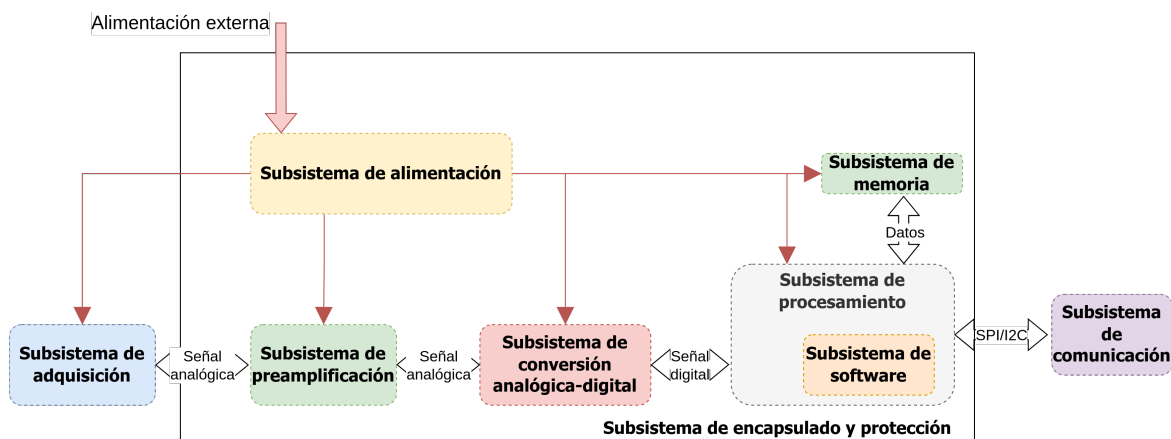


Figura 3.1 Arquitectura de un sensor acústico inteligente

- **Subsistema de adquisición:** El módulo de adquisición de señales acústicas es responsable de captar las señales sonoras del entorno y convertirlas en señales eléctricas. Este módulo consta de un micrófono o una matriz de micrófonos que recogen las ondas acústicas y las transforman en una señal eléctrica proporcional a la presión sonora. La interfaz principal de este módulo suele ser analógica, ya que proporciona una salida continua de la señal capturada. Además, puede haber interfaces adicionales, como salidas digitales para transmitir la señal a otros componentes del sistema o interfaces de control para ajustar parámetros como la ganancia o el filtro de frecuencia. Existen diferentes tipos de micrófonos, como los de condensador, los electret o los de cinta, cada uno con características únicas que los hacen adecuados para diferentes aplicaciones.
- **Subsistema de amplificación:** El módulo de amplificación de señal es una parte fundamental de un sensor acústico inteligente, ya que su función principal es amplificar la débil señal eléctrica captada por el micrófono antes de ser convertida en una señal digital. Este módulo se encuentra ubicado entre el micrófono y el ADC (*Analog-to-Digital Converter*). El objetivo de la amplificación es mejorar la relación señal-ruido, lo que significa aumentar la amplitud de la señal acústica captada sin introducir un nivel significativo de ruido adicional. Para lograr esto, el módulo de amplificación utiliza circuitos de amplificación específicos, como amplificadores operacionales, amplificadores de instrumentación o amplificadores de bajo ruido. Estos circuitos se encargan de aumentar la amplitud de la señal eléctrica de forma proporcional, manteniendo una buena fidelidad y calidad de la señal original. En cuanto a la interfaz con el resto del sistema, el módulo de amplificación suele tener una entrada analógica proveniente del micrófono y una salida analógica que se conecta al convertor analógico-digital (ADC). La señal amplificada es enviada al ADC para su posterior conversión en una señal digital que puede ser procesada por otros módulos. En términos de los tipos existentes de amplificación de señal, se pueden encontrar diferentes configuraciones y características según los requisitos específicos de la aplicación. Por

3.1 Arquitectura general de un nodo inteligente

ejemplo, algunos módulos de amplificación ofrecen ajuste de ganancia variable para adaptarse a diferentes niveles de señal. Otros pueden proporcionar funciones de filtrado selectivo para eliminar ruidos no deseados antes de amplificar la señal. Además, los amplificadores utilizados pueden tener diferentes rangos de frecuencia, ancho de banda y niveles de ruido, lo que permite adaptarse a diferentes entornos y aplicaciones específicas.

- **Subsistema de conversión analógica-digital:** El módulo de conversión analógica-digital es un componente esencial en un sensor acústico inteligente, encargado de convertir la señal analógica proveniente del preamplificador en una forma digital que pueda ser procesada por el sistema. Este módulo toma la señal amplificada y la muestrea a intervalos regulares, asignando valores digitales que representan la amplitud de la señal en esos puntos específicos. La precisión de la conversión se determina por la resolución del convertidor, que define el número de *bits* utilizados para representar la amplitud de la señal. Una vez convertida en formato digital, la señal se envía al sistema de procesamiento para realizar análisis, detección de patrones y otras tareas relacionadas con el procesamiento de señales acústicas.
- **Subsistema de procesamiento:** El módulo de procesamiento es el componente central y vital en un sensor acústico inteligente, encargado de realizar el procesamiento de las señales capturadas por el sistema. Este módulo desempeña un papel fundamental en la extracción de información relevante y la toma de decisiones basadas en el análisis de las señales acústicas. La elección del procesador es crucial, ya que determina el equilibrio entre flexibilidad y eficiencia en términos de energía y rendimiento. Existen diversas opciones disponibles para este módulo, incluyendo microcontroladores, microprocesadores, DSP (Procesador de señales digitales), ASIC (*Application Specific Integrated Circuits*) y FPGA (Matriz de puertas lógicas programable en campo). Los microcontroladores son a menudo utilizados cuando se requiere un equilibrio entre coste y funcionalidad, proporcionando capacidad de procesamiento básica y periféricos integrados. Los microprocesadores, por otro lado, ofrecen mayor potencia de cálculo y flexibilidad en el *software*, permitiendo aplicaciones más complejas. Los DSP se especializan en el procesamiento de señales en tiempo real y son ideales para tareas como filtrado, detección y reconocimiento de patrones en señales acústicas. Los ASIC y FPGA son opciones más específicas, diseñadas para aplicaciones acústicas altamente especializadas, brindando un rendimiento y eficiencia óptimos para tareas específicas. La elección del procesador depende de los requisitos específicos de la aplicación, tales como velocidad de procesamiento, consumo de energía, capacidad de cálculo y flexibilidad para adaptarse a diferentes algoritmos y aplicaciones acústicas.
- **Subsistema de *software*:** El módulo de *software* de detección es una parte integral del sistema de procesamiento en un sensor acústico inteligente, encargado de analizar las señales de audio y realizar tareas de detección de eventos o características específicas. Este módulo utiliza una variedad de algoritmos y técnicas de procesamiento de señales para extraer información

relevante y tomar decisiones basadas en el análisis de las señales acústicas. Entre los algoritmos básicos utilizados para el análisis de señales de audio se encuentran:

- Algoritmos de filtrado: Estos algoritmos se utilizan para eliminar ruido no deseado o frecuencias no relevantes en la señal acústica, mejorando la calidad de la señal y facilitando la detección de eventos o características específicas.
- Algoritmos de detección de eventos: Estos algoritmos se centran en identificar la presencia o ausencia de eventos acústicos de interés, como por ejemplo la detección de palabras clave en un sistema de reconocimiento de voz, la detección de un tono específico, o la detección de sonidos anormales en aplicaciones de monitoreo.
- Algoritmos de reconocimiento de patrones: Estos algoritmos se utilizan para identificar patrones específicos en las señales acústicas, como por ejemplo reconocimiento de voz, reconocimiento de instrumentos musicales, o reconocimiento de ciertos tipos de sonidos ambientales.

El rendimiento y la efectividad de estos algoritmos dependen en gran medida de la capacidad de procesamiento y memoria del sistema. El *software* de detección requiere recursos computacionales para ejecutar los algoritmos de manera eficiente y almacenar temporalmente los datos necesarios para el análisis. Una memoria adecuada y recursos del sistema permiten un procesamiento rápido y preciso de las señales acústicas, mejorando la capacidad de detección y toma de decisiones del sistema.

- **Subsistema de almacenamiento:** El módulo de memoria del sistema es un componente esencial en un sensor acústico inteligente, encargado de almacenar y recuperar datos importantes durante el procesamiento y análisis de las señales acústicas. Este módulo permite el almacenamiento temporal o permanente de información, como configuraciones, algoritmos, registros de eventos o resultados de procesamiento. En el caso de los sensores acústicos inteligentes, una opción común para el almacenamiento de datos es el uso de memorias flash, debido a su capacidad de almacenamiento, velocidad de lectura y escritura, y su bajo consumo de energía. Las memorias flash son un tipo de memoria no volátil, lo que significa que los datos se mantienen incluso cuando se pierde la alimentación eléctrica.
- **Subsistema de comunicación:** El módulo de comunicaciones permite la transmisión de datos desde el sensor hacia otros dispositivos o sistemas. Este módulo facilita la interconexión y el intercambio de información, lo que resulta fundamental para la integración del sensor acústico en un entorno más amplio. Una de las opciones más comunes para la comunicación en sensores acústicos inteligentes es el uso de buses de comunicación, como el SPI (*Serial Peripheral Interface*). El SPI es un protocolo de comunicación síncrono que permite la transferencia de datos de manera eficiente entre un sensor y otros dispositivos, como microcontroladores, microprocesadores o sistemas embebidos. El SPI utiliza una configuración maestro/esclavo,

donde el sensor acústico actúa como el esclavo y el dispositivo controlador (maestro) se encarga de iniciar y controlar las transferencias de datos. Además del SPI, también se pueden utilizar otros protocolos de comunicación, como el I²C o UART, dependiendo de las necesidades específicas del sistema y la compatibilidad con otros dispositivos. En algunos casos, los transceptores utilizados en el módulo de comunicaciones pueden tener su propio procesador integrado. Estos procesadores están diseñados para realizar tareas de procesamiento de señales de bajo nivel, lo que permite aliviar la carga del procesador principal y mejorar la eficiencia del sistema. Estos transceptores pueden realizar funciones como el filtrado, amplificación o codificación de las señales antes de ser transmitidas o después de ser recibidas.

- **Subsistema de alimentación:** El sistema de alimentación en un sensor acústico inteligente desempeña un papel crucial al proporcionar energía a todos los subsistemas y componentes activos del sensor. Su objetivo principal es garantizar un funcionamiento correcto y eficiente de todo el sistema. El sistema de alimentación incluye fuentes de energía, como baterías o fuentes de alimentación externas, que suministran la energía necesaria para el sensor acústico. Para que los diferentes subsistemas funcionen correctamente, se utilizan convertidores DC-DC que ajustan y suministran el voltaje adecuado a cada uno de ellos. Estos convertidores son esenciales para adaptar la energía suministrada a los diferentes requerimientos de voltaje de los componentes individuales y garantizar su funcionamiento óptimo. Además de proporcionar el voltaje adecuado, el sistema de alimentación también debe ser eficiente en términos de consumo de energía. Esto implica minimizar las pérdidas de energía y maximizar la duración de la batería en caso de alimentación móvil o reducir la carga en las fuentes de alimentación externas. Para lograr esto, se pueden implementar técnicas de gestión de energía, como la optimización del consumo en reposo, la regulación de voltaje y la gestión inteligente de la energía. El sistema de alimentación también puede incluir circuitos de protección para salvaguardar los componentes y subsistemas contra sobretensiones, sobrecorrientes o cortocircuitos, asegurando así la integridad y la durabilidad del sensor acústico.

La interacción entre estos subsistemas puede variar dependiendo del diseño del sensor acústico. Algunos sensores pueden tener su propio ADC incorporado, permitiendo una conexión directa con el procesador principal a través de un protocolo estándar de chip a chip. Además, los transceptores de comunicación suelen contar con diferentes niveles de operación (activo, inactivo y de sueño) para ahorrar energía cuando no se están transmitiendo datos al igual que algunos otros subsistemas del dispositivo.

3.2. Escenarios de aplicación desarrollados

Para llevar a cabo las tareas de monitorización en distintos ambientes acústicos y ecosistemas, se han desarrollado tres escenarios de aplicación de la arquitectura presentada en la sección 3.3.

El primer nodo, llamado *SmartNode*, se utilizó para la monitorización de las orcas en las instalaciones de Orca Ocean. Este dispositivo con gran capacidad de muestreo, permitió la detección y seguimiento acústico de estas especies de mamíferos marinos, lo que facilitó la obtención de información valiosa sobre su presencia y comportamiento en un entorno controlado.

El segundo nodo, *SmartBirds*, se utilizó para la detección de especies de aves en zonas específicas. Gracias a su avanzada tecnología de detección de sonidos, este dispositivo abrió la puerta a la identificación y registro de diferentes especies de aves presentes en la Macaronesia, lo que facilitó el estudio de su ecología acústica y comportamiento.

Por último, se utilizó el nodo MASE para llevar a cabo la caracterización del paisaje sonoro en el medio marino. Este dispositivo tiene la capacidad de registrar los sonidos ambientales en el mar y analizar las fuentes de ruido en diferentes frecuencias, lo que permitió el estudio del impacto del ruido antropogénico en el medio marino y en la fauna que lo habita. Es importante destacar que este es el primer nodo de su tipo desplegado en aguas Canarias para la realización de estudios sobre el paisaje sonoro, y hasta la fecha de su despliegue, uno de los primeros del mundo. Además, el nodo MASE cuenta con un sistema altamente eficiente de captación y acumulación de energía que le permite realizar estudios de larga duración de manera autónoma.

Para lograr los objetivos de investigación propuestos en el capítulo 1 se ha desarrollado un sistema adaptable que permite la monitorización de forma autónoma y continua, lo que resulta especialmente útil en estudios a largo plazo. Cada una de estas adaptaciones de la arquitectura ha sido diseñada para ajustarse a las características específicas de las especies o el medio a estudiar, así como a las condiciones ambientales del entorno de estudio. Estos dispositivos se han desplegado para diferentes escenarios de monitorización y se introducen en la Tabla 3.1.

3.3. Arquitectura común desarrollada para los escenarios de aplicación

El diseño de una arquitectura de *hardware* común para el desarrollo de diferentes sensores acústicos es crucial para permitir una mayor flexibilidad entre la implementación de diferentes sistemas de monitorización acústica. Al contar con una arquitectura similar se puede reducir el coste y el tiempo necesario para el diseño y la fabricación de los diferentes sensores acústicos, así como para su mantenimiento y actualización.

Teniendo en cuenta lo mencionado anteriormente, el diagrama de la Figura 3.2 muestra la arquitectura del *hardware* propuesta para los instrumentos de monitorización. El sistema se ideó para ser una arquitectura adaptable según el caso de estudio. De esta manera, al contar con un diseño modular, los nodos pueden ser utilizados tanto para la monitorización marina como para la terrestre, o como sistema de recolección y almacenamiento de datos. Como puede observarse, esta arquitectura es similar a la mostrada en el diagrama de la Figura 3.1, donde se introdujo la arquitectura presente en los nodos acústicos.

3.3 Arquitectura común desarrollada para los escenarios de aplicación

Modelo	Número de canales	Frecuencia de muestreo máxima (kHz)	Tipo de procesamiento	Hábitat
SmartNode	1	192	<ul style="list-style-type: none"> · Captura de eventos acústicos. · Identificación binaria de eventos generados por Orcas (Orca/Otros) 	Marino
SmartBirds	2	192	<ul style="list-style-type: none"> · Captura de eventos acústicos. · Cálculo de índices acústicos. · Identificación de eventos generados por pájaros. · Identificación de especies de paájaros. 	Terrestre
MASE	1	192	<ul style="list-style-type: none"> · Cálculo de índices acústicos. 	Marino

Tabla 3.1 Modelos de arquitectura aplicados a escenarios de monitorización

3.3.1. Subsistema de procesamiento

Se ha seleccionado la Raspberry Pi [99] como el sistema de procesamiento para manejar los datos del instrumento acústico. Sin embargo, es posible adaptar el sistema para utilizar otro microprocesador. La Raspberry Pi puede ser programada en varios lenguajes y cuenta con un sistema operativo basado en Linux, conocido como Raspberry Pi OS.

El modelo de Raspberry Pi utilizado es el 3B+, que cuenta con el SoC (*System-on-Chip*) BCM2837B0 de Broadcom. Este chip es el mismo que se utiliza en los modelos A+, B+ y *Raspberry Pi Compute Module 3+*. La arquitectura subyacente del BCM2837B0 es idéntica a la del BCM2837 utilizado en otras versiones de la Raspberry Pi. El núcleo ARM del *hardware* es el mismo, pero la frecuencia de reloj es mayor.

Los núcleos ARM pueden funcionar a una velocidad de hasta 1,4 GHz, lo que hace que la Raspberry Pi 3B+/3A+ sea un 17% más rápida que la Raspberry Pi 3 original. Además, el chip BCM2837B0 tiene un encapsulado ligeramente diferente al del BCM2837 y cuenta con un disipador de calor para mejorar la estabilidad térmica del sistema. Esto permite frecuencias de reloj más altas y un seguimiento y control más preciso de la temperatura del chip. Estas características, junto con los múltiples núcleos, hacen que el sistema de cómputo sea capaz de procesar datos en paralelo de manera más eficiente que las versiones anteriores.

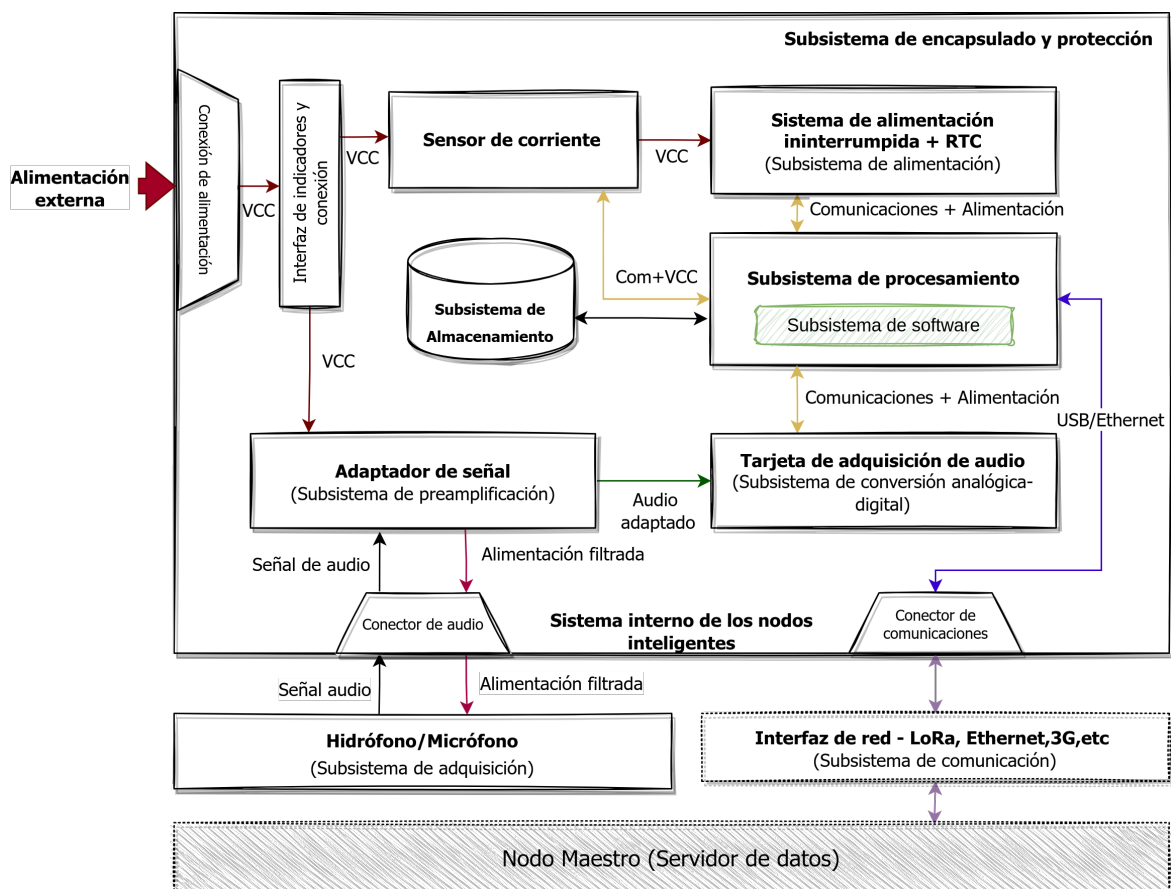


Figura 3.2 Arquitectura del sistema de nodos inteligentes.

Adicionalmente, la placa de la Raspberry Pi cuenta con múltiples interfaces, como I²C, I²S, CSI y DSI. Estas interfaces permiten la comunicación del sistema con otros subsistemas y sensores, como se muestra en el diagrama de la Figura 3.2.

Para realizar grabaciones de audio correctamente etiquetadas, se requieren marcas de tiempo confiables. La Raspberry Pi 3B+ no tiene un RTC (*Real Time Clock*) integrado en su diseño, por lo que es necesario incorporar uno en el *hardware* del sistema. Se ha elegido el PCF8563 como reloj en tiempo real, ya que tiene las características necesarias para proporcionar marcas de tiempo confiables durante el funcionamiento del instrumento. Cabe mencionar que este reloj está incorporado en el SAI (Sistema de Alimentación Ininterrumpida), que se explicará en detalle en secciones posteriores.

El sistema de procesamiento del instrumento es fundamental, ya que permite el tratamiento de todos los datos recopilados durante el despliegue, lo que facilita la implementación de algoritmos de detección en tiempo real. Esto conduce a una reducción significativa del flujo de datos que deben enviarse al servidor de almacenamiento, ya que se evita enviar datos en bruto que pueden ocupar varios megabytes por minuto. En cambio, se envía un archivo que refleja el cálculo de la inferencia del sistema o los índices acústicos, lo que se traduce en una menor cantidad de datos. Además,

3.3 Arquitectura común desarrollada para los escenarios de aplicación

este dispositivo permite ejecutar modelos sencillos de inferencia de redes neuronales para clasificar automáticamente eventos acústicos.

3.3.2. Subsistema de almacenamiento

Con respecto a la capacidad para el almacenamiento de datos dentro del sistema, se ha seleccionado una tarjeta de 32GB. Esta elección se basa en el hecho de que el sistema operará en conjunto con un nodo maestro al que se enviará toda la información recolectada. Por lo tanto, el nodo no requerirá almacenar grandes cantidades de datos en sí mismo. La capacidad de 32GB proporciona un espacio de almacenamiento adecuado para los archivos de configuración, los programas y las librerías necesarias para el funcionamiento del sistema en el nodo. Además, es suficiente para almacenar los datos temporales que se están procesando antes de ser enviados al nodo maestro para su análisis y almacenamiento a largo plazo. Es importante tener en cuenta que el almacenamiento en la tarjeta también puede depender de la frecuencia de las adquisiciones de datos y la duración de cada sesión de recolección. Si se espera una gran cantidad de datos generados en un corto período de tiempo, podría ser necesario considerar una tarjeta de mayor capacidad para garantizar que haya suficiente espacio de almacenamiento disponible. Sin embargo, en el contexto de este sistema en particular, donde la información se envía y almacena en el nodo maestro, la capacidad de 32GB es adecuada y proporciona un equilibrio entre el espacio de almacenamiento necesario y los costos asociados.

3.3.3. Subsistema de alimentación

El objetivo principal del sistema de alimentación es asegurar un suministro constante y estable de energía eléctrica a los nodos, minimizando el consumo de energía y brindando protección adecuada contra posibles cortes de energía. Para lograr este objetivo, se ha diseñado un sistema de alimentación que permite el uso de baterías en el sistema o una fuente de alimentación externa. Además, se ha incluido un SAI para garantizar un apagado seguro de los nodos en caso de un corte de energía.

Un aspecto importante a considerar al utilizar un SAI es la integridad del sistema de archivos. La tarjeta MicroSD, donde normalmente se encuentra el sistema de archivos, es una de las fuentes más comunes de fallos en este tipo de dispositivos. La memoria del nodo puede dañarse debido a fallos en la alimentación del dispositivo o un apagado incorrecto durante un ciclo de escritura. Por esta razón, es importante diseñar un sistema de alimentación que no solo proporcione energía a todos los subsistemas, sino que también evite fallos catastróficos en el sistema de archivos. Como parte del sistema de alimentación, se ha utilizado la placa Juice4Halt J4H-HV-TRM-RTC-485, diseñada específicamente para su uso junto con una Raspberry Pi [99].

La placa de alimentación mencionada ofrece una funcionalidad integrada que garantiza un suministro de energía confiable y una gestión adecuada del apagado en caso de cortes de energía. Además, esta placa cuenta con características específicas, como un RTC y una interfaz de comunicación RS-485, que la hacen compatible y complementaria con la Raspberry Pi en el sistema.

El diseño de un sistema de alimentación robusto y confiable es esencial para garantizar el correcto funcionamiento del instrumento acústico y la integridad de los datos recopilados. El uso de un SAI y la elección de una placa específica diseñada para este propósito son medidas importantes para evitar problemas relacionados con la energía y asegurar un sistema de archivos estable y protegido.

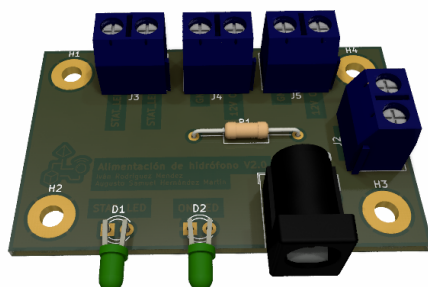


Figura 3.3 Diseño 3D para la PCB de alimentación de los nodos inteligentes.

Además, para servir de interfaz entre los distintos elementos que deben ser conectados en el interior del nodo (SAI, sistema de adquisición y los leds de estado), se ha diseñado una PCB para cumplir como panel de conexiones. Puede verse el modelo 3D de esta placa en la imagen de la Figura 3.3.

Para gestionar y controlar el consumo de todo el sistema se ha implementado el sensor de corriente INA219. Este dispositivo se ha conectado con la Raspberry Pi mediante el bus I²C, para la transferencia de las lecturas tomadas por el sensor permitiendo controlar el consumo de corriente del dispositivo permitiendo implementar políticas de gestión del consumo.

3.3.4. Subsistema de conversión analógica-digital

Tal y como se muestra en los diagramas de las Figura 3.2, una vez que la señal del dispositivo de audio se amplifica o atenúa, se introduce en un conversor analógico-digital. Esto se debe a que la Raspberry Pi 3B+ no dispone de uno de forma interna. Hasta la fecha ningún modelo de Raspberry Pi dispone de uno internamente.

En el anexo A, puede encontrarse la revisión realizada para encontrar el adquisidor más adecuado para aplicaciones de audio de alta definición en Raspberry Pi. Adicionalmente, también se presentan los diseños realizados para tarjetas de sonido de fabricación propia.

Después de realizar el estudio presentado en el anexo A, se ha implementado la tarjeta de adquisición HifiBerry ADC+DAC Pro [100]. Este dispositivo tiene la capacidad de adquirir muestras de audio con una frecuencia de muestreo de hasta 192 kHz y una resolución de 24 *bits*. Además,

permite ajustar la ganancia de su ADC (*Analog-to-Digital Converter*) a través del *software alsamixer* y cuenta con una entrada balanceada para la señal de audio.

En cuanto a la comunicación con la Raspberry Pi, el ADC utiliza el protocolo I²C para aplicar los ajustes necesarios, mientras que el protocolo I²S se utiliza para la transmisión de los datos de audio. Se pueden encontrar más detalles sobre la HifiBerry en la sección A.1.3 del anexo.

En resumen, el subsistema de adquisición actúa como interfaz entre el dispositivo de audio, la tarjeta de adaptación de señal y la tarjeta de sonido. Con esta configuración, es posible realizar la grabación de la señal proveniente del dispositivo de audio con alta calidad y precisión.

3.4. Escenario 1: Nodos SmartNode

El primer sistema que se diseñó como evolución de los adquirentes presentados en la sección 2.4 del capítulo 2 siguiendo la arquitectura de diseño presentada en la sección 3.3, fue el denominado *SmartNode*.

El objetivo de este sistema es permitir la realización de estudios acústicos sobre la especie *Orcinus Orca*, para así verificar el desempeño de los dispositivos desarrollados en aplicaciones de funcionamiento ininterrumpido y de detección de eventos acústicos en entornos marinos.

En esta sección se describe el proceso de diseño, las soluciones técnicas, las diferencias con respecto a la arquitectura base introducida en la sección 3.3 y las características finales del dispositivo.

3.4.1. Implementación de los nodos *SmartNode*

El diagrama de la Figura 3.4 muestra la arquitectura del *hardware* propuesta para el instrumento de monitorización acústica *SmartNode*. Para el desarrollo de este nodo, los cambios con respecto al diagrama de la Figura 3.2 (indicados en la Figura 3.4 con un sombreado gris) se centran principalmente en el sistema de adquisición y la adaptación de la señal de audio procedente del hidrófono utilizado para la monitorización acústica.

3.4.1.1. Subsistema de adquisición y preamplificación

Un aspecto crucial en el diseño del dispositivo acústico para la monitorización de las instalaciones de Orca Ocean es la adaptación de la señal proveniente del hidrófono. Gracias a la hoja de características de estos dispositivos, se sabe que estos hidrófonos deben ser alimentados con una tensión entre 12 y 24 voltios. Si se alimentan con 24 voltios, la señal generada tendrá una amplitud de aproximadamente 20 voltios con un *offset* de 12 voltios, debido a que el preamplificador del hidrófono genera una tierra flotante. Sin embargo, esta señal tendría un voltaje demasiado elevado para ser introducida directamente en la tarjeta de adquisición, ya que esta última solo soporta un máximo de 3 voltios de pico de señal. Por esta razón se ha diseñado y fabricado un reductor de rango de señal que permita ajustarla a los rangos adecuados para la entrada del sistema. Las imágenes del reductor de rango se muestran en la Figura 3.5.

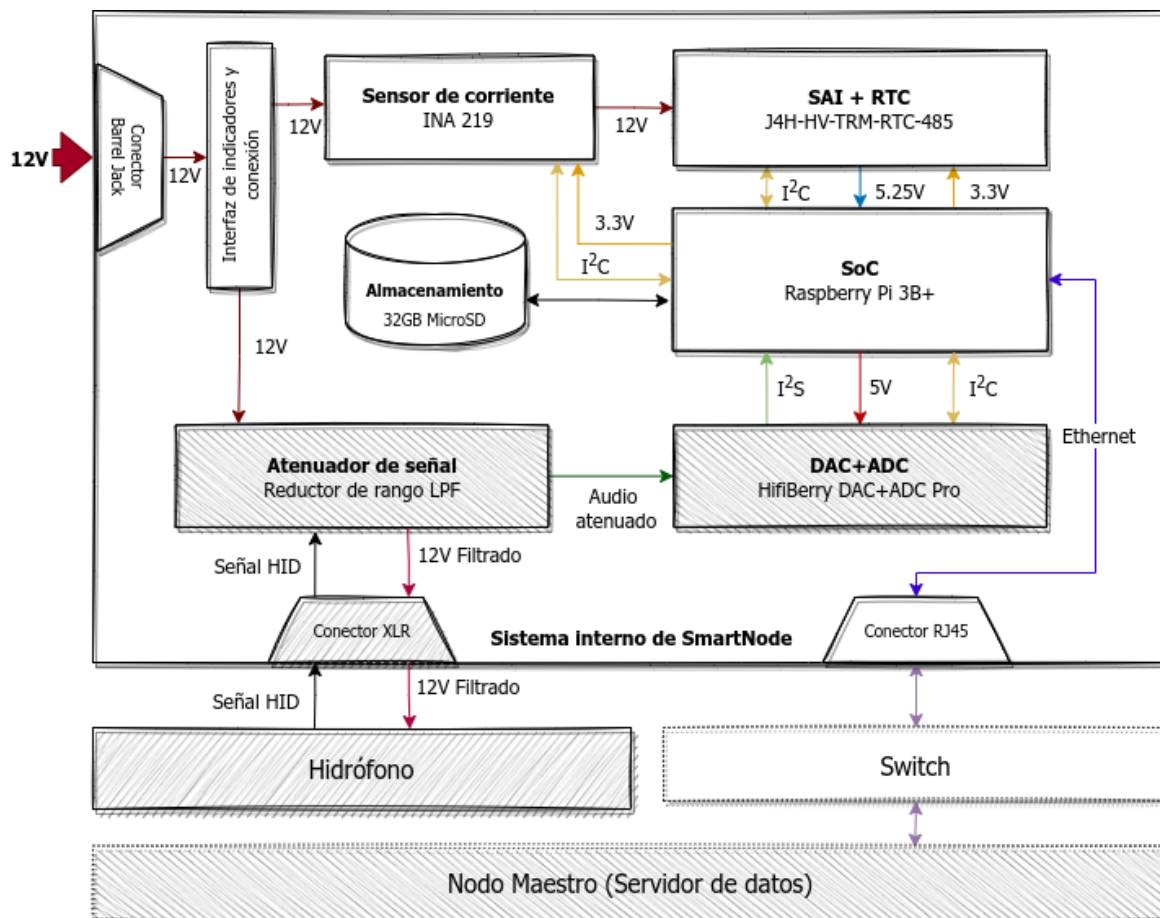
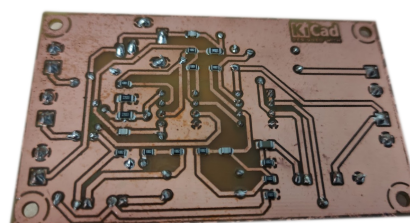


Figura 3.4 Arquitectura del sistema *SmartNode*.



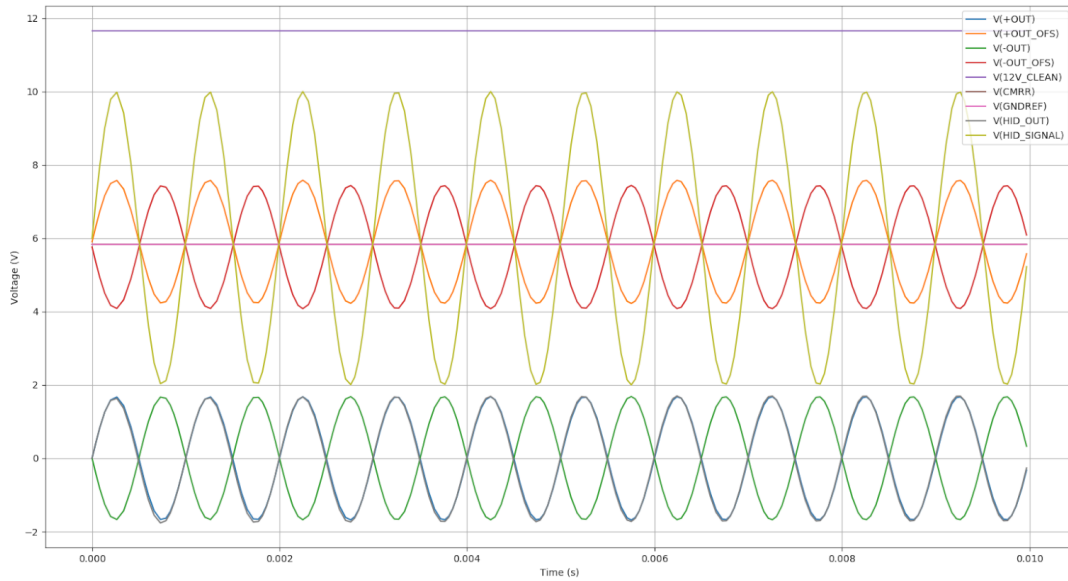
(a) Cara superior de la PCB del reductor de rango



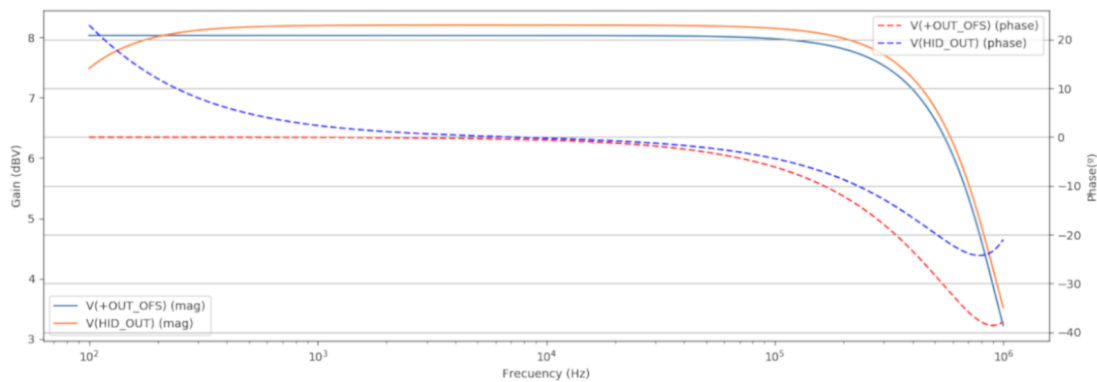
(b) Cara inferior de la PCB del reductor de rango

Figura 3.5 PCB del reductor de rango una vez fabricada para *SmartNode*

Adicionalmente, ya que la tarjeta de adquisición cuenta con entrada de voltaje diferencial, se ha implementado la posibilidad de obtener salida diferencial directamente desde el reductor de rango además de una salida simple.



(a) Simulación de señales más importantes del reductor de rango



(b) Respuesta en frecuencia de la salida del reductor de rango

Figura 3.6 Simulación de la respuesta del reductor de rango para *SmartNode*

En los gráficos de la Figura 3.6, pueden encontrarse los resultados para la simulación de la respuesta del sistema en el caso de alimentar el hidrófono con una tensión de 12 voltios. Los resultados de la simulación en el gráfico de la Figura 3.6a demuestran que el dispositivo es capaz de reducir el rango de la señal hasta aproximadamente 2 voltios de amplitud tanto en la salida balanceada como en la salida simple. Por otro lado, en la subfigura 3.6b se aprecia la respuesta en frecuencia de la salida del sistema. Teniendo en cuenta que la máxima frecuencia que a la que puede adquirir el sistema es de 96kHz de forma teórica, la respuesta en frecuencia de ambas salidas puede considerarse muy similar.

De esta manera, el sistema de reducción de rango de señal es capaz de adaptar la señal producida por el hidrófono instalado en las piscinas de Orca Ocean para su introducción en el sistema de adquisición de *SmartNode*.

3.4.1.2. Subsistema de comunicación

En el sistema de comunicación, los nodos han sido diseñados para conectarse entre sí y a su vez con el nodo maestro utilizando una red Ethernet. Para facilitar esta conexión, se utiliza el puerto RJ45 de la Raspberry Pi, que permite establecer la comunicación con los demás nodos de la red. La elección de Ethernet como tecnología de comunicación se basa en su velocidad y latencia adecuadas para el tipo de aplicación que se está desarrollando.

La red Ethernet proporciona una conexión confiable y de alto rendimiento, lo que es fundamental para el intercambio de datos entre los nodos del sistema. La velocidad de Ethernet permite una transferencia rápida y eficiente de la información, lo que garantiza una comunicación fluida y sin retrasos significativos. Además, la latencia de la red Ethernet es lo suficientemente baja para cumplir con los requisitos de tiempo real de la aplicación. Esto es especialmente importante en aplicaciones donde la sincronización y la respuesta en tiempo real son críticas, como en el caso de la monitorización acústica pasiva. Al utilizar Ethernet como medio de comunicación, se aprovechan las ventajas de esta tecnología ampliamente utilizada. La infraestructura de red existente y la amplia disponibilidad de componentes y dispositivos compatibles con Ethernet facilitan la implementación y la escalabilidad del sistema.

En resumen, la elección de la red Ethernet como medio de comunicación en el sistema permite una conexión confiable, de alta velocidad y baja latencia entre los nodos y el nodo maestro. Esto garantiza un intercambio eficiente de datos y cumple con los requisitos de tiempo real de la aplicación de monitorización acústica pasiva.

3.4.2. Encapsulado y carcasa del nodo

Para proteger los elementos electrónicos del sistema, se ha diseñado un encapsulado para su fabricación con impresión 3D FDM (*Fused Deposition Modeling*). El diseño de la carcasa se puede ver en el diagrama de la Figura 3.7.

Para la fabricación de cada uno de los elementos del sistema se ha utilizado la tecnología de impresión 3D FDM utilizando PLA (Ácido Poliláctico), que tiene las propiedades adecuadas para proteger todo el sistema electrónico si se va a instalar en un entorno interior. En el caso de querer instalar el sistema en entornos más hostiles, la elección de un copolímero como el PETG (Polietileno Tereftalato Glicol) sería una mejor opción para la producción de los elementos. El sistema de encapsulado, en este caso, está diseñado para ser montado en una pared o fijado contra cualquier superficie en interiores.

Se ha desarrollado una versión portátil del sistema *SmartNode*, denominada *SmartNode Portable*, que complementa al encapsulado utilizado en las instalaciones de Orca Ocean. Su principal función es ayudar en la depuración de las utilidades de los nodos *SmartNode* en las salidas de campo. Este dispositivo cuenta con una pantalla táctil que permite la interacción con el sistema y la visualización de los datos.

En la representación de la Figura 3.8 puede verse el diagrama de explosión de este dispositivo.

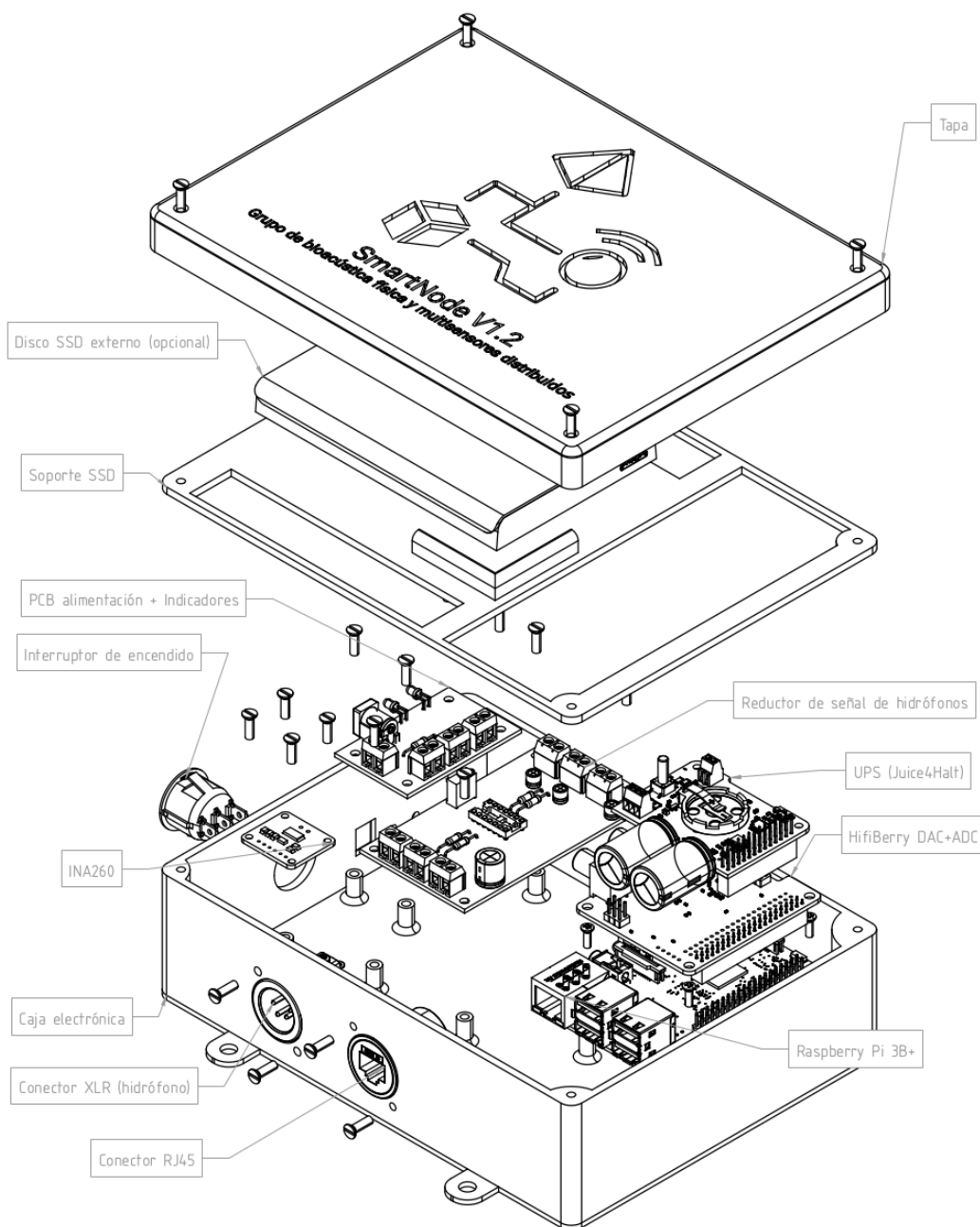


Figura 3.7 Diseño del ensamblado del encapsulado *SmartNode*.

3.4.3. *Software* para la gestión del nodo y procesamiento de audio

El sistema de procesamiento de datos y gestión del nodo es esencial para el funcionamiento del dispositivo acústico *SmartNode*. Su principal función es reducir la cantidad de datos almacenados en

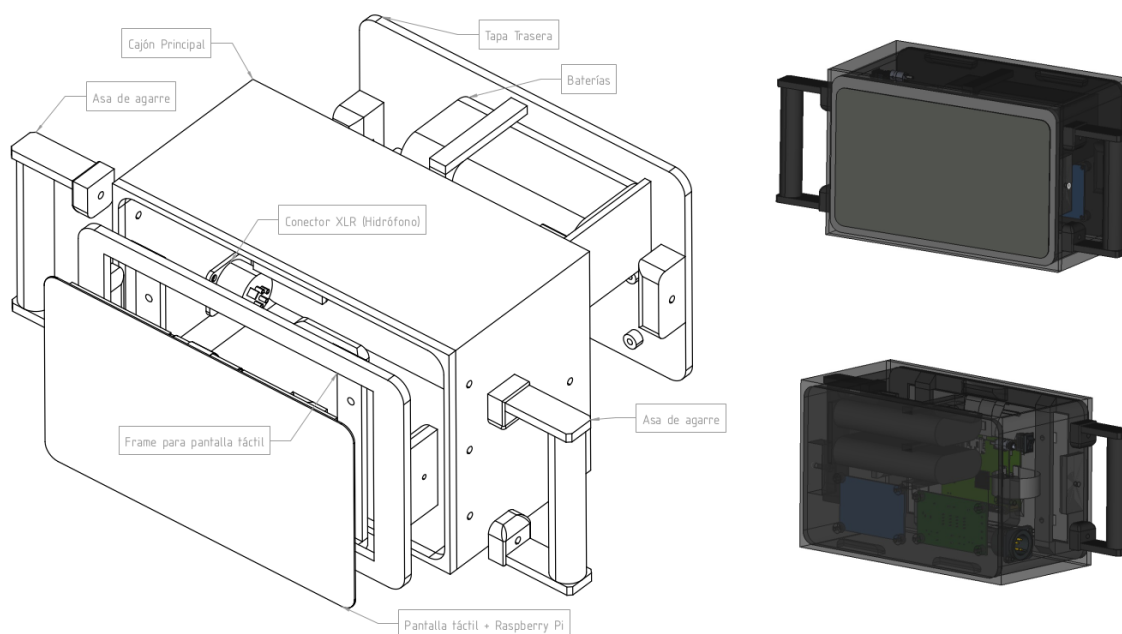


Figura 3.8 Caja para el nodo *SmartNode Portable*.

la memoria interna mediante la detección automática de eventos acústicos y la clasificación en tiempo real de los datos recogidos.

Para ejecutar el *software* de procesamiento de datos, se utiliza una versión estable de Raspberry Pi OS (basada en *Debian Buster*) [101] [102] para servir como base en el desarrollo de los nodos. El sistema de procesamiento de *software* desarrollado en la Raspberry Pi 3B+ se implementó utilizando una herramienta llamada *bcflow*. *Bcflow* es un framework de desarrollo ideado en la Universidad de La Laguna, que permite trabajar con elementos de *Gstreamer* de una forma más cómoda y simplificada sin perder rendimiento [103].

Además de utilizar las herramientas mencionadas anteriormente, se ha utilizado *Tensorflow* para el desarrollo de las redes neuronales utilizadas para realizar la clasificación automática de eventos [104].

Una vez generado un evento dentro del entorno de Orca Ocean, el flujo que sigue el evento acústico captado por el sistema, se muestra en el diagrama de la Figura 3.9. El objetivo del sistema de procesamiento es facilitar el análisis de la actividad vocal en las piscinas informando cada cierto tiempo de los eventos acústicos detectados. Para ello, el nodo debe ser capaz de realizar una correcta detección de los eventos acústicos y su posterior clasificación automática, diferenciando entre los eventos considerados ruidosos (todo lo que no sea una vocalización producida por una Orca) y las vocalizaciones reales.

En los siguientes apartados se presenta cada uno de los elementos que forman parte del *software* de procesamiento.

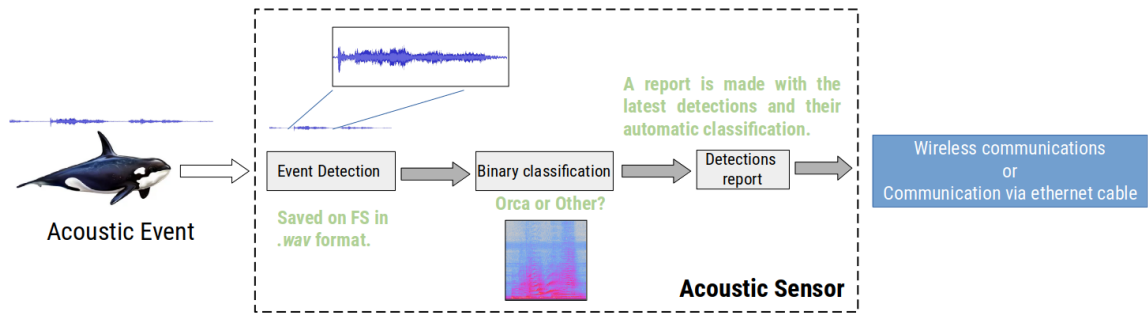


Figura 3.9 Flujo de procesamiento del sistema *SmartNode*.

3.4.3.1. Detección de eventos y almacenamiento

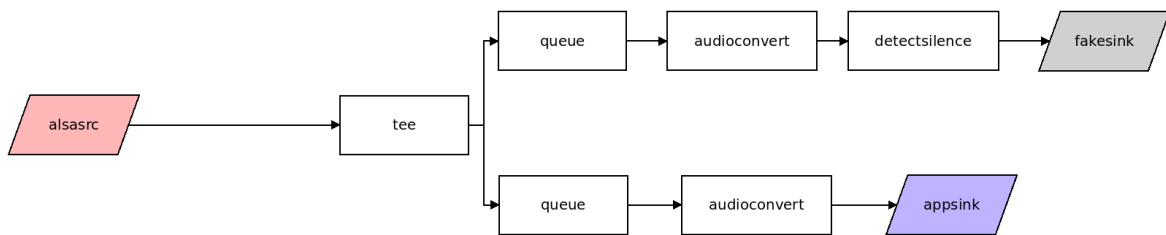


Figura 3.10 Detección de eventos realizada con *Gstreamer*.

Para la identificación de los eventos sonoros con el sistema de procesamiento desarrollado, se ha implementado un *pipeline Gstreamer*, mostrado en la Figura 3.10, que permite separar el audio capturado de forma ininterrumpida en ficheros individuales que contienen los eventos acústicos detectados [103].

GStreamer permite desarrollar diferentes *plugins de software* que contienen uno o más elementos de *GStreamer*. Estos elementos son piezas de *software* que realizan algún tipo de tarea de procesamiento (por ejemplo, filtrado, escalado, codificación, ...) sobre los datos tomados en sus *pads* de entrada y envían los resultados al siguiente componente a través de sus *pads* de salida. Los elementos se conectan entre sí a través de los *pads*, que definen su interfaz de entrada/salida. Cada elemento puede tener propiedades que se pueden escribir para configurar el comportamiento de ese elemento. *GStreamer* proporciona un rico conjunto de *plugins* que contienen varios elementos que pueden ser utilizados para una tarea de procesamiento multimedia [105]. También permite el desarrollo de *plugins* y elementos personalizados. Las aplicaciones basadas en *GStreamer* se construyen entonces interconectando elementos, que realizan una tarea concreta, para realizar una tarea de procesamiento más compleja. Dicha interconexión se denomina *pipeline*.

El sistema de detección implementado en *Gstreamer* se basa en la adquisición de la señal del hidrófono con la mayor frecuencia de muestreo posible y el mayor número de *bits* de cuantificación,

3.4.3.2. Procesamiento de datos y clasificación binaria de eventos

La clasificación y distinción de eventos sonoros generados por las orcas en un entorno controlado puede proporcionar información valiosa sobre su comportamiento y comunicación. En este sentido, se han utilizado diversas técnicas para analizar los datos acústicos recopilados por los sistemas de monitorización, y una de las más prometedoras es el uso de redes neuronales para la clasificación automática de sonidos.

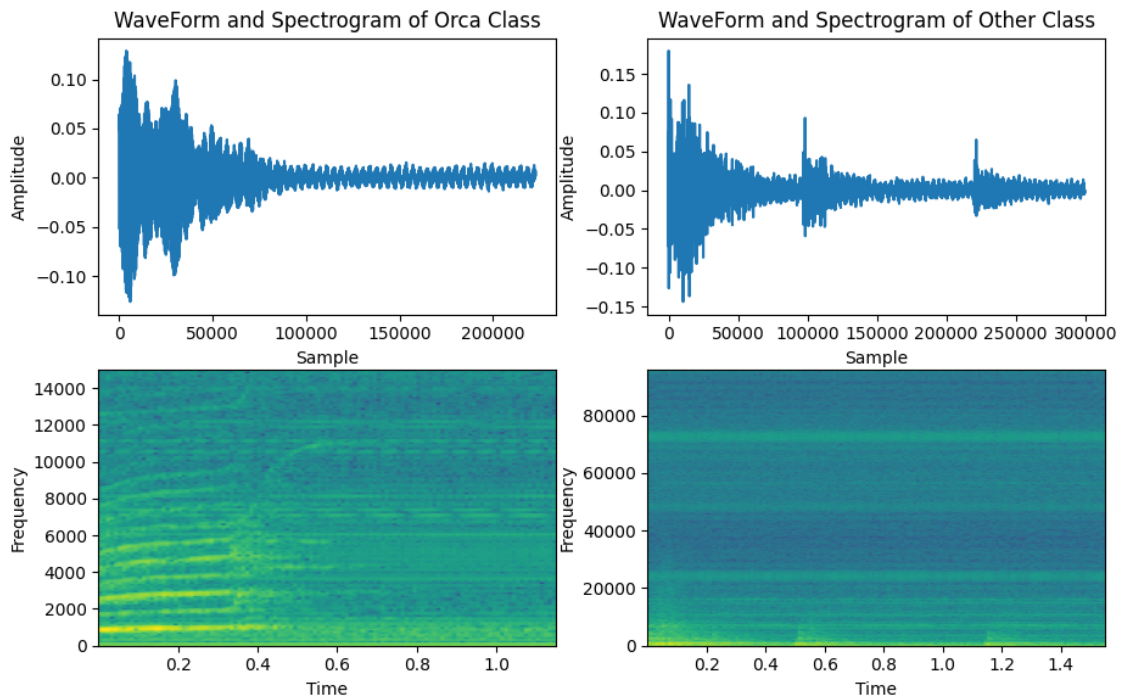


Figura 3.12 Clases para la clasificación automática de eventos.

En el caso específico de Loro Parque se han probado diferentes arquitecturas de redes neuronales para la clasificación y distinción de eventos sonoros, generados en las piscinas de las instalaciones. Estos eventos incluyen llamadas de contacto, llamadas de alimentación, vocalizaciones de los entrenadores y los silbidos característicos de las orcas. El objetivo principal de la red neuronal es diferenciar los eventos de vocalización de *Orcinus orca* de los eventos de ruido generados en las piscinas u otro tipo de eventos diferentes a las vocalizaciones de Orca. Los ejemplos de cada clase se pueden ver en los gráficos de la Figura 3.12.

El problema a la hora de implementar un determinado modelo es que la inferencia debe ejecutarse en un dispositivo con recursos limitados, como la Raspberry Pi, por lo que debe ser una arquitectura adecuada para realizar inferencias en dispositivos de baja potencia de cómputo. Debido a esto, no sería deseable implementar un modelo que tarde varios segundos en realizar la inferencia debido al gran número de parámetros que tiene la arquitectura de red. Por lo tanto, se ha decidido trabajar con técnicas

de aprendizaje por transferencia con la arquitectura de red YAMNET basada en *MobileNet-V1* [64], que fue introducida en la sección 2.2.1.

Tal y como se ha introducido, YAMNET es un modelo completo de clasificación de audio que incluye la red de clasificación, que emplea la estructura de *Mobilnet*, y la extracción de características. Los pasos que intervienen en el procesamiento de audio para la extracción de características utilizando esta red son los siguientes:

1. Todo el audio se remuestrea a 16 kHz mono.
2. Se calcula un espectrograma utilizando magnitudes de la STFT (Transformada de Fourier de tiempo reducido) con un tamaño de ventana de 25 ms, un salto de ventana de 10 ms y una ventana periódica de Hann.
3. Un espectrograma de Mel se computa mapeando el espectrograma a 64 *bins* que cubren el rango 125-7500 Hz.
4. Estas características se enmarcan en muestras de 0,96 segundos que se solapan en un 50 por ciento, donde cada ejemplo cubre 64 bandas de mel y 96 ventanas de 10 ms cada uno.

Una vez extraídas las características del fichero de audio, estas se introducen en la red *Mobilenet*.

Para entrenar la red, es necesario preprocesar los datos, ya que las características de entrada de la red no coinciden con las características de los ficheros generados por el detector del sistema *SmartNode*. El diagrama de flujo para la transformación de datos se puede ver en la Figura 3.13.

Para generar los lotes que servirán de datos de entrenamiento para la red, son necesarios los siguientes pasos:

1. Se comienza cargando el archivo de audio en el formato correcto, en el caso de YAMNET, el fichero se convierte a 16 *bits* en lugar de los 24 del sistema de adquisición. Un modo de llevarlo a cabo es eliminar los 8 *bits* menos significativos de cada una de las muestras.
2. Se adapta la frecuencia de muestreo al tamaño de la primera capa de la red, en este caso, 16000 muestras por segundo.
3. Se ajusta la duración del archivo a un tiempo fijo, en este caso 1 segundo.
4. Como paso opcional, se podría realizar un aumento de datos para generar nuevos archivos en caso de que el conjunto de datos tenga pocos elementos de alguna clase. Para ello se utilizan técnicas como la aplicación de ganancia de forma aleatoria o el desplazamiento temporal de la señal.

Una vez realizado el preprocesamiento de los datos y generado el conjunto de datos de entrenamiento es posible entrenar la red para que haga inferencias sobre los eventos detectados.

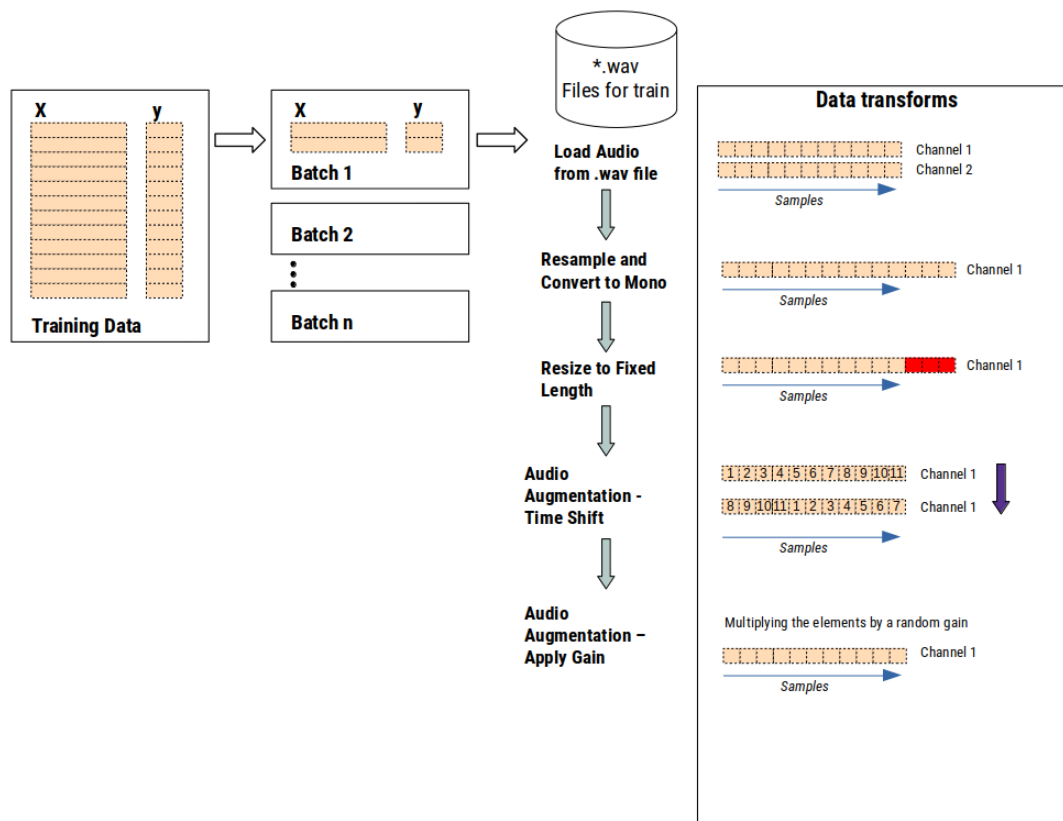


Figura 3.13 Flujo de transformación de datos para el entrenamiento de la red.

3.4.3.3. Inferencia y procesamiento de los resultados

Una vez entrenado el modelo de la red neuronal, este puede generar inferencias utilizando eventos acústicos capturados por el sistema. Cuando un evento sonoro es detectado por el *pipeline* de la Figura 3.10, se pueden introducir los datos en el *software* de clasificación. Este *software* implementa el modelo entrenado con las clases que se han definido, es decir, Orca y Otros. Una vez completada la inferencia, el modelo devolverá la probabilidad de pertenencia a cada clase del evento detectado.

Es importante tener en cuenta que para ejecutarse en un dispositivo como la Raspberry Pi, el modelo de red neuronal debe ser compatible con *TensorFlow Lite*, como es el caso de YAMNET. Además para acelerar la ejecución de estos modelos pueden usarse nodos TPU (*Tensor Processing Unit*) como es el caso de la Google Coral [107].

Para la ejecución de la inferencia, el *software* para la detección de eventos presentado en la sección 3.4.3.1, realiza la llamada al *script* para el cálculo de inferencias para cada uno de los ficheros de eventos detectados una vez cerrados. Esto permite que el cálculo se realice una vez el evento ha sido detectado.

Después de generar una inferencia, se creará un archivo `.csv` que incluirá metadatos relevantes como la hora de detección y las probabilidades calculadas por la red neuronal. Este archivo se guardará en el sistema de ficheros que se muestra en la Figura 3.11. Posteriormente, se transferirá al nodo maestro para su conservación final.

3.4.4. Nodo maestro de la red

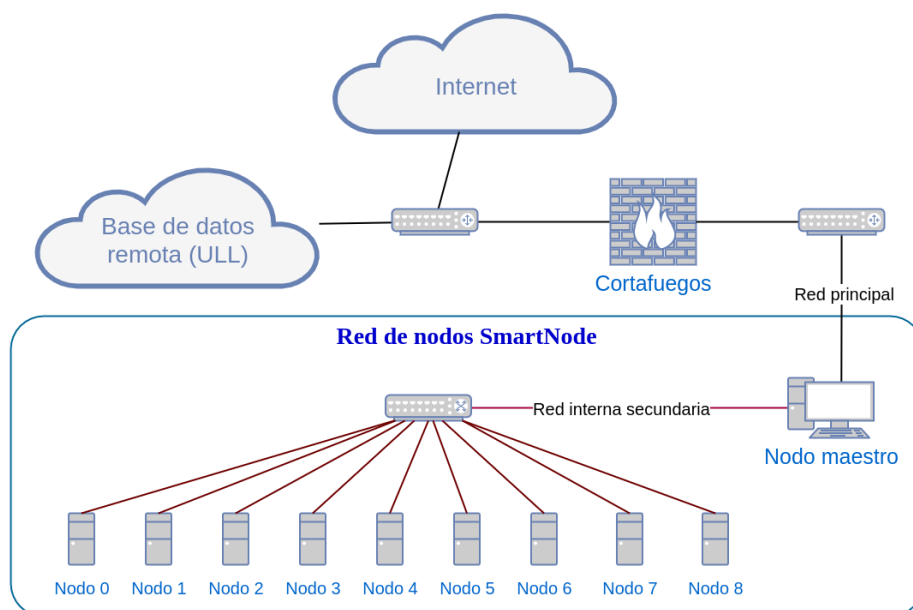


Figura 3.14 Estructura de la red de nodos *SmartNode*.

Uno de los nodos más importantes dentro de la estructura de red del sistema *SmartNode*, es el nodo maestro de la red. La función de este nodo se ha conservado con respecto al planteamiento del año 2015 mostrado en la imagen de la Figura 2.5. En el diagrama de la Figura 3.14, puede verse la estructura básica de la red de nodos y su relación con el nodo maestro del sistema. Este nodo no posee un *hardware* específico más allá de la necesidad de disponer de una máquina con una tarjeta de red doble y una cantidad de almacenamiento adecuada para los datos generados por el sistema y sus inferencias.

En la Figura 3.14, se observa que los nodos forman parte de una subred ya que el nodo maestro cuenta con dos tarjetas de red. Esto es así para evitar problemas de seguridad en la red interna de las instalaciones del parque y en la propia red de nodos. El nodo maestro es el encargado de sincronizar temporalmente los relojes de todos los nodos por medio del protocolo NTP (*Network Time Protocol*). Además, cuenta con una serie de *scripts*, que por medio de la utilidad *rsync*, extraen los datos generados por cada nodo cada cierto tiempo. Estos datos son almacenados en el sistema de ficheros del nodo maestro para su posterior envío a la base de datos remota o para su consulta desde el propio equipo. Adicionalmente, el nodo maestro también puede realizar consultas sobre las

inferencias realizadas por cada uno de los nodos, teniendo la posibilidad de gestionar las detecciones de eventos en todos los hidrófonos desplegados en las piscinas.

3.4.5. Características de los nodos *SmartNode*

Como resumen de todos los apartados anteriores, en la Tabla 3.2 se muestran las características de un nodo del sistema *SmartNode*.

Adicionalmente, en la Tabla 3.3 se muestran las características del sistema *SmartNode Portable*.

Diseño y desarrollo de los nodos inteligentes

Tabla 3.2 Resumen de características del sistema SmartNode

Dispositivo	Denominación	Detalles
Procesador	BCM283x (CPU)	En función del modelo de Raspberry Pi utilizado se puede contar con el BCM2835/BCM2836/BCM2837/BCM2711. Los diferentes modelos utilizan frecuencias que van desde los 700 MHz a 1,2 GHz. Por otro lado, se basan en núcleos de procesador ARMv6, ARMv7, ARMv11 y ARMv8 A53.
Memoria	256 MB a 4GB DDR	En función del modelo de Raspberry Pi utilizado puede contarse con diferentes cantidades de memoria. Esta memoria es compartida entre la CPU y GPU del sistema.
Almacenamiento	4 GB a 128 GB	La cantidad de almacenamiento dependerá del soporte con el que cuente el sistema para nuevas tecnologías, en lo que a tarjetas microSD se refiere.
Salida de vídeo	Disponible internamente	El dispositivo dispone de la salida de vídeo presente en la Raspberry Pi.
Hub USB	Disponible internamente	Todos los modelos de Raspberry Pi disponen de un hub USB. En el caso de los modelos compatibles con SmartNode se disponen de 4 puertos USB de forma interna.
Indicadores	ACT Led STATUS Led	Se dispone de indicadores externos que muestran el estado de carga del Kernel y por otro lado si el dispositivo se encuentra encendido.
Conectividad	Ethernet vía RJ45	
Pantalla	No	
Alimentación	12V - 1,5A incl. SAI (juice4Halt)	El nodo dispone de un sistema de alimentación ininterrumpida del fabricante juice4Halt. El modelo preferente es el J4H-HV-TRM-RTC-485. El sistema se alimenta a 12 voltios con un mínimo de 1,5A.
Reloj de tiempo real	Si	El sistema dispone del RTC integrado en la Juice4Halt J4H-HV-TRM-RTC-485.
Convertor analógico-digital	Si	HifiBerry DAC+ADC Pro - 192kHz y 24 bits
Conexión para dispositivos de entrada de audio	Si	El nodo dispone de un conector XLR de 4 pines para la conexión de un hidrófono.
Convertor digital-analógico	Si	HifiBerry DAC+ADC Pro - 192kHz y 24 bits
Conexión para dispositivos de salida de audio	Disponible de internamente	El nodo dispone de las conexiones de salida de audio tanto de la HifiBerry como de la Raspberry Pi. Estas conexiones únicamente son accesibles desde el interior.
Encapsulado	Si	Carcasa de PLA con alojamiento para el sistema electrónico con anclajes para pared.
Software de detección	Si	Sistema de detección de eventos sonoros. Clasificación automática de eventos entre ruidosos y vocalizaciones de <i>Orcinus Orca</i> .

3.4 Escenario 1: Nodos SmartNode

Tabla 3.3 Resumen de características del sistema SmartNode Portable

Dispositivo	Denominación	Detalles
Procesador	BCM283x (CPU)	En función del modelo de Raspberry Pi utilizado se puede contar con el BCM2835/BCM2836/BCM2837/BCM2711. Los diferentes modelos utilizan frecuencias que van desde los 700 MHz a 1,2 GHz. Se basan en núcleos de procesador ARMv6, ARMv7, ARMv11 y ARMv8 A53.
Memoria	256 MB a 4GB DDR	En función del modelo de Raspberry Pi utilizado puede contarse con diferentes cantidades de memoria. Esta memoria es compartida entre la CPU y GPU del sistema.
Almacenamiento	4 GB a 128 GB	La cantidad de almacenamiento dependerá del soporte con el que cuente el sistema para nuevas tecnologías en lo que a tarjetas microSD se refiere.
Salida de vídeo	Disponible internamente	El dispositivo dispone de la salida de vídeo presente en la Raspberry Pi.
Hub USB	Disponible internamente	Todos los modelos de Raspberry Pi disponen de un hub USB. En el caso de los modelos compatibles con SmartNode, se disponen de 4 puertos USB de forma interna.
Indicadores	No	
Conectividad	No	
Pantalla	Si	El nodo dispone de un panel táctil de 7 pulgadas para Raspberry Pi.
Alimentación	No disponible externamente 5V - 1,5A	Para alimentar el nodo portátil se utiliza un sistema de powerbanks con un total de 10000 mAh de capacidad. El sistema se alimenta a 5 voltios con un mínimo de 1,5A.
Reloj de tiempo real	No	
Convertor analógico-digital	Si	Cirrus Logic Audio Card - 192kHz y 24 bits
Conexión para dispositivos de entrada de audio	Si	El nodo dispone de un conector XLR de 4 pines para la conexión de un hidrófono.
Convertor digital-analógico	Si	Cirrus Logic Audio Card - 192kHz y 24 bits
Conexión para dispositivos de salida de audio	Disponible de internamente	El nodo dispone de las conexiones de salida de audio tanto de la Cirrus Logic como de la Raspberry Pi. Estas conexiones únicamente son accesibles desde el interior.
Encapsulado	Si	Carcasa de PLA con alojamiento para el sistema electrónico con agarres para facilitar la manipulación y el manejo del sistema.
Software de detección	No	

3.5. Escenario 2: Nodos SmartBirds

El segundo escenario de monitorización planteado para la adaptación de la arquitectura de *hardware* se enfoca en los nodos *SmartBirds*. Estos dispositivos son capaces de monitorear entornos terrestres y, en particular, identificar especies de aves en las Islas Canarias y la Macaronesia.

Los nodos acústicos han sido diseñados específicamente para el estudio de diversas especies de aves presentes en Canarias, como el pinzón azul, la pardela cenicienta y el cernícalo vulgar. Estas especies desempeñan un papel crucial como indicadores de la salud del ecosistema, y comprender su presencia y comportamiento es fundamental para la comprensión de la biodiversidad en esta región.

La monitorización acústica pasiva de aves es especialmente relevante en las Islas Canarias debido a la presencia de especies endémicas y amenazadas que requieren medidas de conservación y protección específicas. Mediante el uso de técnicas de monitorización acústica pasiva, es posible detectar de manera temprana cambios en la población de aves e identificar posibles amenazas, como la presencia de especies invasoras o la alteración del hábitat, ya sea debido a causas naturales o efectos antropogénicos.

En esta sección, se describirán en detalle los nodos acústicos utilizados para la monitorización de aves en las Islas Canarias y la Macaronesia, así como las soluciones técnicas implementadas tanto en el diseño del *software* como del *hardware*.

3.5.1. La clasificación automática de aves de Canarias y la Macaronesia

La clasificación y el reconocimiento de las diferentes especies de aves presentes en Canarias es un tema de gran interés para la investigación científica. El uso de técnicas de inteligencia artificial, como las redes neuronales, puede ser de gran ayuda para el reconocimiento y la clasificación de estas especies. Esto puede tener aplicaciones prácticas en diferentes campos, como la conservación de la biodiversidad y la monitorización de las poblaciones de aves.

El estudio de estas especies es fundamental para entender la evolución de la fauna de la región, y su clasificación y reconocimiento puede tener aplicaciones prácticas en diferentes campos de la investigación científica como pueden ser la ecología, biología o los estudios para conservación. Por lo tanto, es esencial tener en cuenta todas las especies que nidifican en las islas para lograr una comprensión completa de la diversidad biológica de la región. Por esta razón, para el entrenamiento de la clasificación automática de especies, se han tenido en cuenta las siguientes 104 especies que habitan en las islas Canarias y la Macaronesia mostradas en la Tabla C.1 del anexo C. Adicionalmente, en la Figura 3.15 puede observarse un ejemplo de eventos acústicos utilizado para el entrenamiento de la red neuronal, en este caso, el evento corresponde a un Pinzón azul.

De todas las especies mostradas en la Tabla C.1, también es posible formar subconjuntos de las mismas para estudiar aquellas que nidifican en ciertas regiones de las islas o bien son especies migratorias.

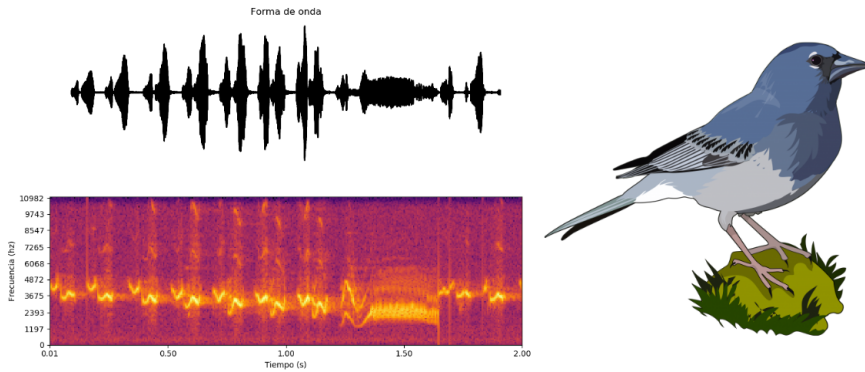


Figura 3.15 Ejemplo de llamadas del Pinzón Azul.

3.5.2. Implementación del sistema *SmartBirds*

El sistema *SmartBirds* nace como una evolución de la arquitectura presentada en la sección 3.3 y el *software* implementado en los nodos *SmartNode*, introducidos en la sección 3.4.

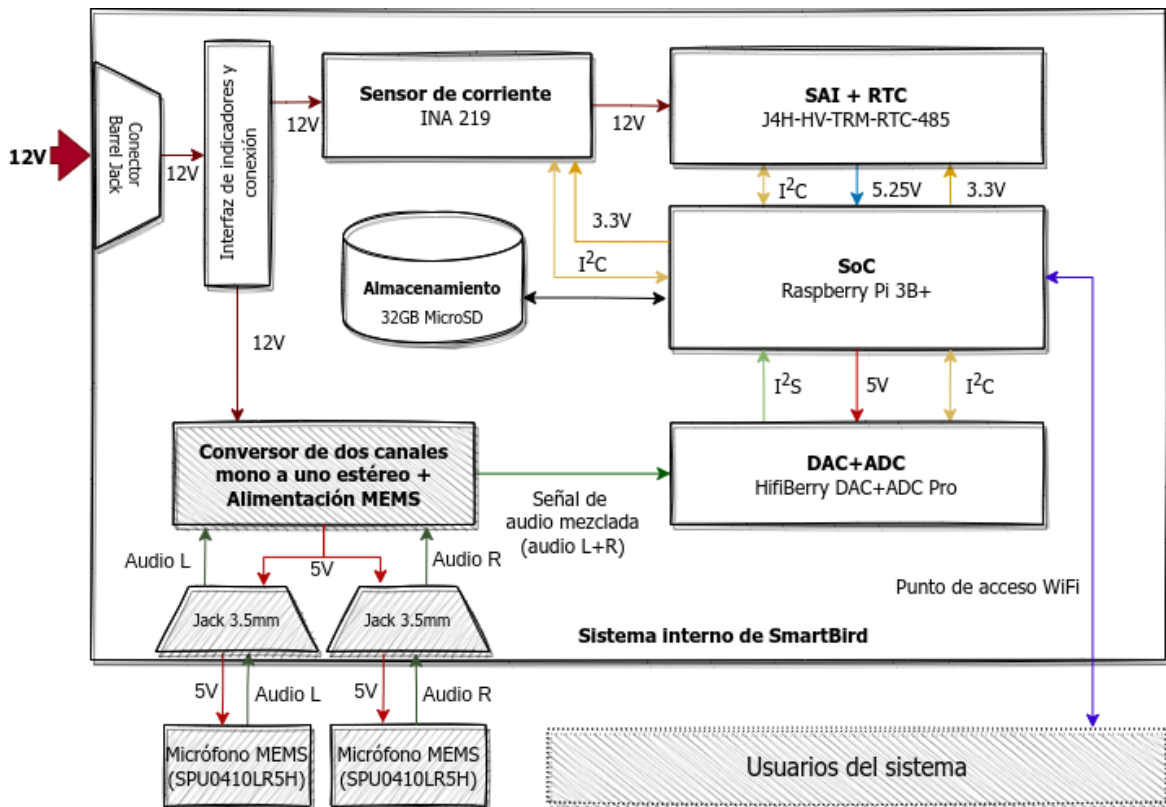


Figura 3.16 Arquitectura del sistema *SmartBirds*.

El diagrama de la Figura 3.16 muestra la arquitectura del *hardware* propuesta para el instrumento de monitorización acústica *SmartBirds*. Como puede observarse, la arquitectura de este sistema es

muy similar a la de los nodos *SmartNode* introducidos en la sección 3.4, por lo que en las siguientes secciones se introducirán aquellos subsistemas que difieran con respecto a los elementos presentados en la sección 3.3, indicados en la Figura 3.16 con un sombreado gris.

3.5.2.1. Subsistema de adquisición

El subsistema de adquisición del sistema *SmartBirds* cuenta con la misma tarjeta de sonido que los nodos *SmartNode*, la HiFiBerry DAC+ADC PRO. Sin embargo, para la grabación del sonido ambiente y los eventos acústicos, se han desarrollado placas de circuito impreso basadas en micrófonos MEMS (*Microelectromechanical Systems*). En el esquemático de la Figura 3.17 puede verse el diseño del circuito para la grabación de una señal de audio con un micrófono MEMS, en este caso, el SPU0410LR5H que fue elegido como la mejor opción frente a modelos como el SPW0878LR5H o el ICS43432. El diseño de la PCB se puede ver en el render de la imagen de la Figura 3.18.

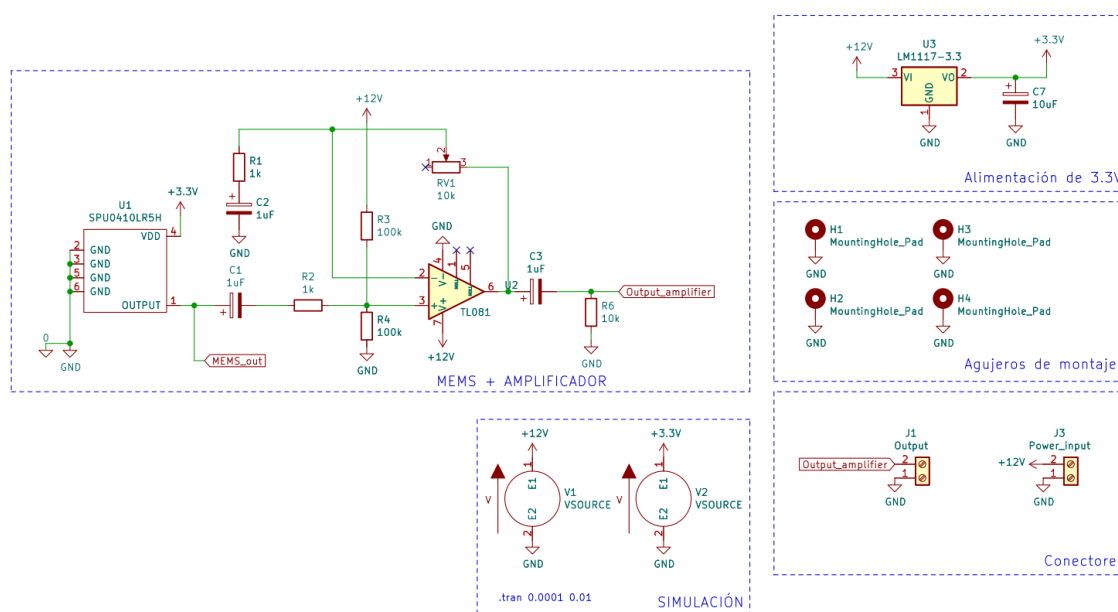


Figura 3.17 Diseño esquemático para la integración del micrófono MEMS SPU0410LR5H.

En el diseño de los nodos, se incorporan dos micrófonos MEMS para posibilitar la adquisición de una señal estéreo, ya que cada micrófono tiene como salida una señal mono. Los micrófonos se conectan al nodo por medio de un conector jack 3.5mm que además sirve para alimentar la PCB de los micrófonos. Estos se conectarán a una PCB diseñada para unir las dos señales mono en una salida estéreo, además, permitirá introducir 12V de alimentación por uno de los polos de un jack estéreo y por el otro la señal de audio generada. De esta forma, en la salida de esta placa se obtiene una señal de audio estéreo que puede introducirse directamente en el conector jack de entrada de la HiFiBerry.

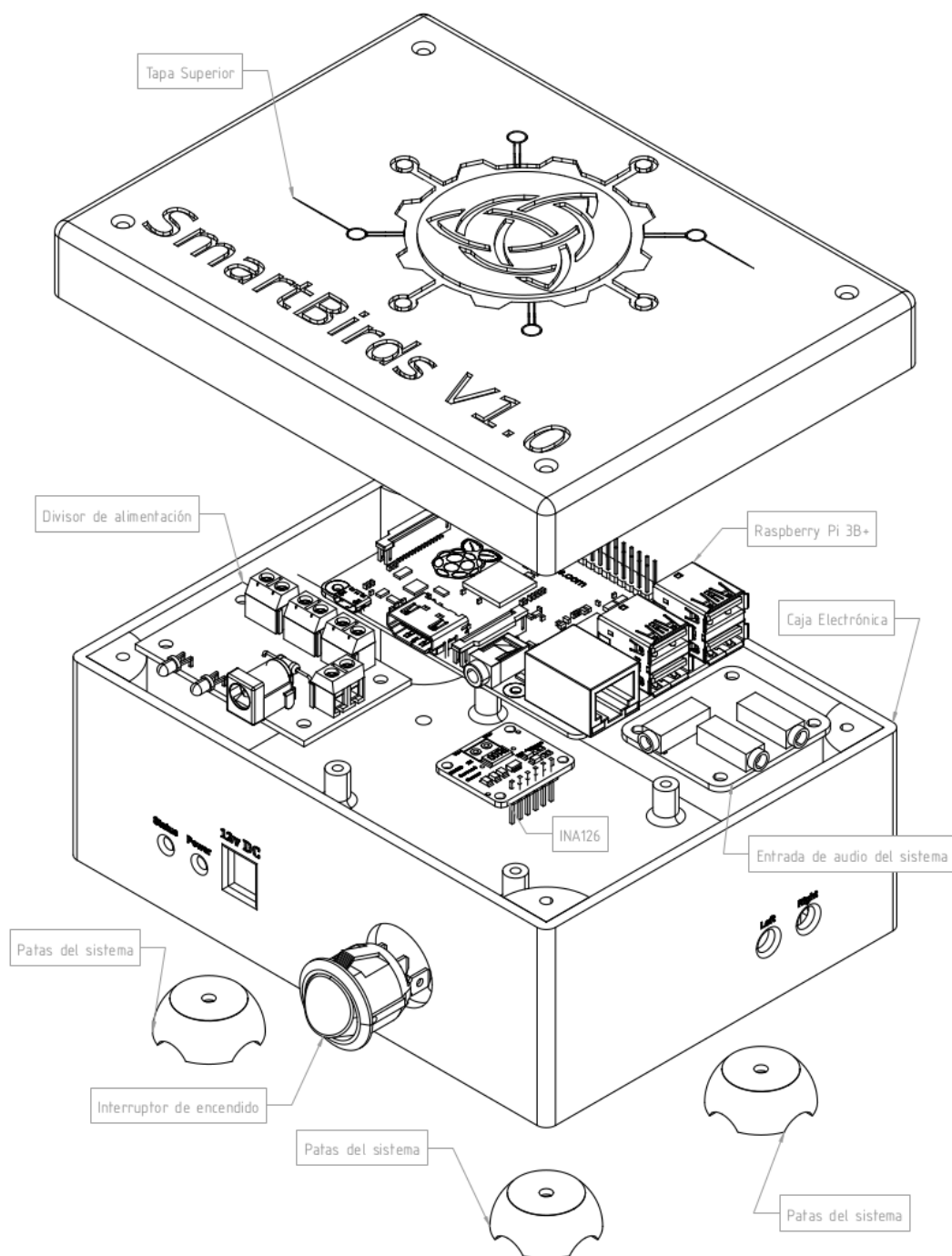


Figura 3.19 Vista isométrica del diseño de la carcasa del instrumento SmartBirds.

Adicionalmente, en el diagrama de la Figura 3.20 puede verse el diseño realizado para la contención de la electrónica desarrollada para los micrófonos MEMS introducidos en la sección 3.5.2.1. Este accesorio puede ser impreso tanto en PLA como en PETG.

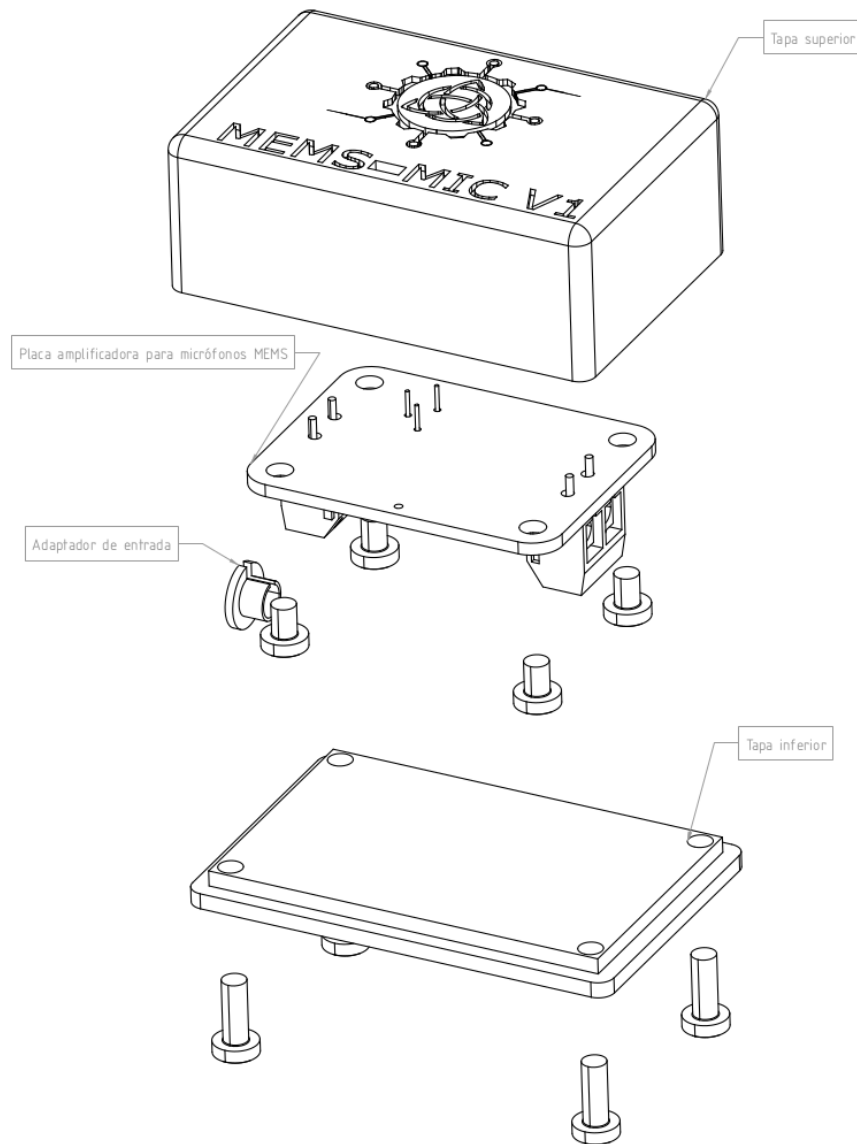


Figura 3.20 Vista isométrica del diseño de la carcasa para los micrófonos MEMS.

3.5.4. *Software* para el procesamiento de audio del sistema *SmartBirds*

Se ha desarrollado un *software* específico para nodos acústicos que permite el cálculo de índices acústicos y la identificación de especies mediante el uso de redes neuronales. Este *software* es capaz de procesar grandes cantidades de datos de audio en tiempo real y extraer las propiedades acústicas de los cantos de las aves.

Entre las características acústicas que se pueden medir con este *software* se encuentran el espectro de frecuencia, la energía del canto, la duración del canto, entre otras. Estos datos se utilizan para

calcular diferentes índices acústicos, como el índice BIO, que permite estimar la riqueza de especies presentes en un área determinada.

Este *software* también utiliza redes neuronales para realizar la identificación de especies de manera automática. Para ello se han entrenado estas redes, basadas en YAMNET, con un gran número de cantos y vocalizaciones de las especies presentes en las Islas Canarias, lo que les permite reconocer y clasificar las especies de manera precisa y eficiente.

La implementación de este *software* en los nodos acústicos permite el monitoreo continuo y en tiempo real de las aves presentes en la región, lo que resulta de gran utilidad para la toma de decisiones en la conservación y el manejo de la biodiversidad de la región. Además, esta herramienta también tiene aplicaciones en la investigación científica, permitiendo la generación de datos más precisos y detallados sobre la diversidad de especies aviares en las Islas Canarias.

Las herramientas básicas para su desarrollo han sido *Gstreamer* y *Python*. En el ámbito de procesamiento de audio y espectrogramas, *GStreamer* ofrece un conjunto de herramientas para la captura, procesamiento y visualización de señales de audio, así como la extracción de características acústicas relevantes para su posterior análisis. Su flexibilidad y facilidad de uso lo convierten en una herramienta útil para la implementación de sistemas de monitorización y análisis de audio en tiempo real.

En las siguientes secciones se introducen los detalles sobre la implementación del *software* en los nodos acústicos *SmartBirds*.

3.5.4.1. Eventos acústicos, cálculos de índices e identificación de especies

Para el análisis del paisaje sonoro, se han incluido en el sistema *SmartBirds* los índices acústicos descritos en la sección 2.2.2. Estos índices se han programado en *Python* tomando como base las implementaciones de los paquetes *Seewave* y *Soundecology* de R [108–110]. Posteriormente, se han incorporado al flujo de procesamiento de datos del programa principal de los nodos acústicos.

En el diagrama de la Figura 3.21 puede observarse el flujo que siguen los datos acústicos, por medio de diferentes utilidades de *software* implementadas, una vez capturados por el nodo acústico *SmartBirds*. El sistema se encuentra grabando de forma ininterrumpida ficheros de un minuto para el cálculo de índices acústicos además, debido al sistema de detección de eventos, es capaz de discriminar eventos acústicos para almacenarlos en ficheros individuales. Una vez se ha capturado un fichero acústico, se introduce en una red neuronal para discriminar si el evento ha sido originado por un ave o no. En caso afirmativo, este evento se usará como entrada para una segunda red que tratará de clasificar la especie que ha generado dicho evento registrando estos datos en el informe de detecciones. En caso negativo, se registraría en el informe de detecciones una entrada correspondiente a un evento no contemplado (sonido ambiental, ruido antropogénico, etc). Por otra parte, con respecto a las grabaciones continuas de un minuto de duración estas serán utilizadas para el cálculo de los índices acústicos. Finalmente, los resultados para los índices serán registrados en el informe de detecciones del dispositivo.

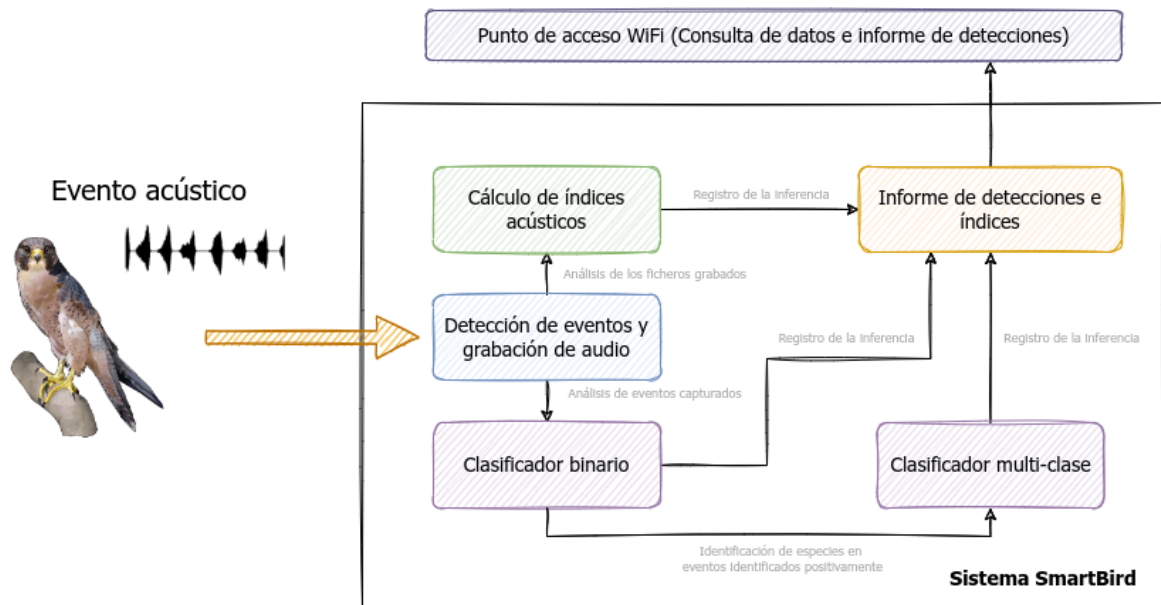


Figura 3.21 Diagrama de flujo del funcionamiento del sistema para la captura de audio del sistema *SmartBirds*.

3.5.4.2. Detección automática de eventos acústicos

La primera capa del *software* de adquisición es el sistema de detección de eventos acústicos. Al igual que el sistema de detección de los nodos inteligentes *SmartNode* el sistema *SmartBirds* utiliza *Gstreamer* para la detección de eventos y el control de las grabaciones acústicas.

En el diagrama de la Figura 3.22, puede verse el *pipeline* del sistema de adquisición implementado en *Gstreamer*. El *pipeline* comienza dividiendo los dos canales de audio en dos ramas (elemento *deinterleave*), además de asegurarse que la tarjeta adquiere con el número de y frecuencia de muestreo deseada al usar el elemento *capsfilter*. Una vez dividido el flujo de datos en los canales izquierdo y derecho se procesa cada uno por separado. Para el procesamiento de los canales se utilizan dos ramas. Una de las ramas corresponde a la rama de detección y la otra a la de registro de datos. En la rama de detección se utiliza el elemento *detectsilence* al igual que en el sistema *SmartNode* para detectar actividad acústica en el flujo de datos. Debido a que este elemento funciona con una cuantificación de 16 *bits* es necesario usar otra rama para registrar los datos con 24 *bits* de cuantificación. En la rama de registro se utiliza el elemento *appsink* para comenzar la grabación de los datos una vez recibida la señal procedente desde el elemento *detectsilence*. Por último, para la grabación de ficheros adecuados para el cálculo de índices acústicos, tal y como se muestra en el diagrama de la Figura 3.22, se ha utilizado el flujo de datos del canal izquierdo para realizar la grabación de los datos con el elemento *appsink*.

Una vez registrados los datos el sistema de ficheros tendría la estructura mostrada en el diagrama de la Figura 3.23.

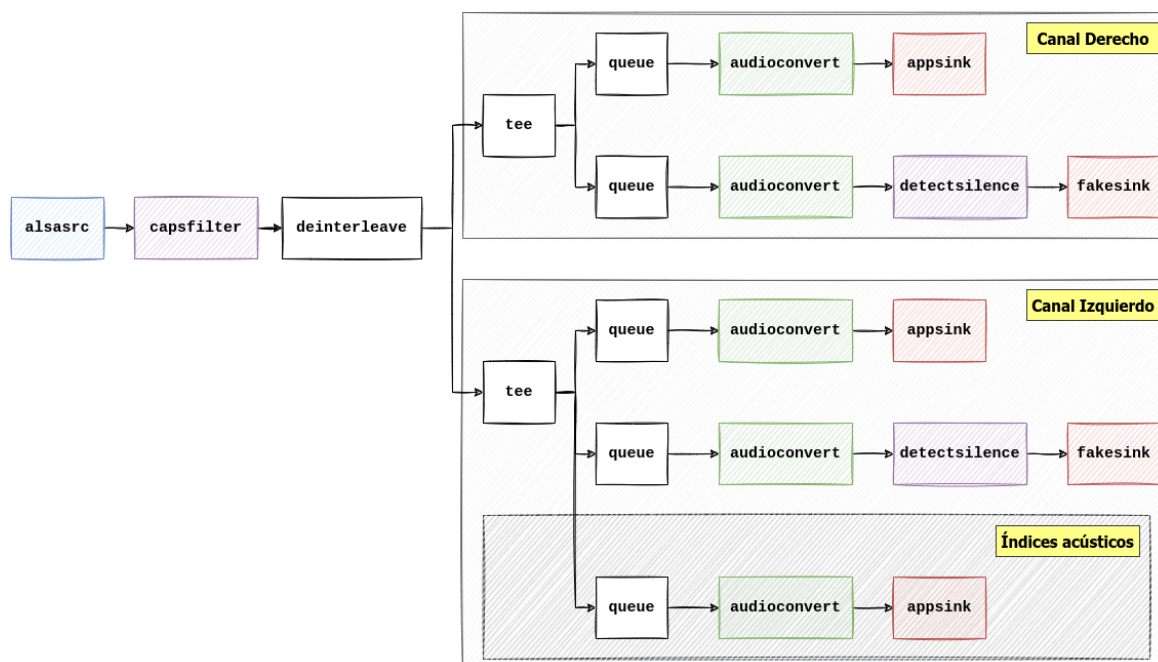


Figura 3.22 Pipeline para la captura de audio y eventos acústicos para el sistema *SmartBirds*.

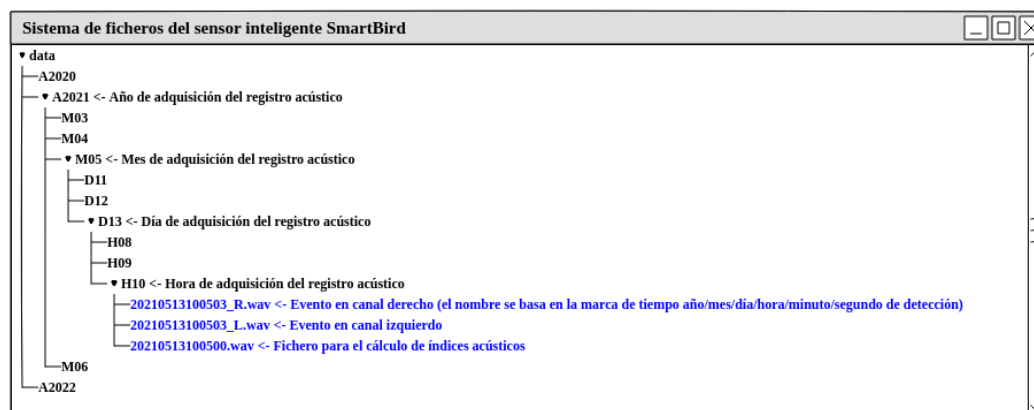


Figura 3.23 Sistema de ficheros del nodo inteligente *SmartBirds*.

Este sistema sigue el mismo método de ordenación que el sistema *SmartNode* (introducido en la sección 3.4.3), sin embargo, debido a que el subsistema de adquisición es estéreo y que además se graban registros para el cálculo de índices acústicos, se deben generar tanto los ficheros de las detecciones en ambos canales como el registro para calcular los índices acústicos posteriormente.

Una vez registrados todos los datos en el sistema de ficheros es posible pasar a la siguiente capa del sistema de procesamiento que, de acuerdo con el diagrama de la Figura 3.22, consiste en clasificar los eventos acústicos.

3.5.4.3. Discriminación de eventos generados por aves

Para desempeñar la tarea de identificar si un evento acústico detectado es generado por un ave o no, se ha utilizado aprendizaje por transferencia, conservando los pesos iniciales, para entrenar una red neuronal que pueda clasificar ambos casos. El modelo de red utilizado, al igual que en *SmartNode*, ha sido YAMNET, un modelo de aprendizaje profundo propiedad de Google y que está basado la arquitectura de red MobileNet V1, introducido en la sección 2.2.1 [64]. Adicionalmente, se han utilizado algunos conjuntos de datos de audio clasificados, en este caso, con las clases “pájaro” y “no pájaro”.

Los datos utilizados para el entremamiento son los denominados warblrb y freefield1010. Warblrb procede de una iniciativa de investigación de *crowdsourcing* sobre aves del Reino Unido llamada Warblr. A partir de esta iniciativa, los autores recopilaron más de 10.000 grabaciones de audio de diez segundos en teléfonos inteligentes de todo el Reino Unido alcanzando una duración total de unas 28 horas. Las grabaciones abarcan una amplia gama de lugares y entornos del Reino Unido, e incluye ruido meteorológico, ruido del tráfico, habla humana e incluso imitaciones de pájaros realizadas por personas [111]. Freefield1010 también fue una iniciativa de los autores del conjunto de datos anterior [112]. Se trata de un conjunto de datos libre y abierto de 7690 clips de audio muestreados y etiquetados al igual que ocurría con el conjunto de datos anterior.

Además de los conjuntos de datos anteriormente citados, existen otros como BirdVox-DCase-20K, Chernobyl o PolandNFC, que cuentan con una amplia muestra de grabaciones para su utilización en investigación [113, 114].

Para el entrenamiento de la red, se han utilizado los ficheros de los conjuntos de datos mencionados anterioremente. Para una mejor uniformidad del conjunto de datos, se han modificado y ordenado los ficheros tal y como se muestra en el diagrama de la Figura 3.24.

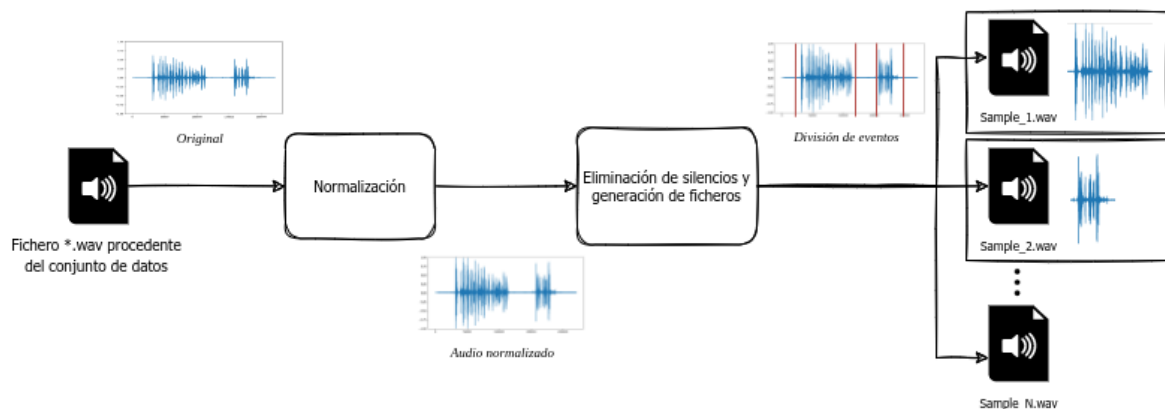


Figura 3.24 Preparación de ficheros para el entrenamiento del clasificador binario de pájaros.

Tal y como se ve en el diagrama de la Figura 3.24 los ficheros de audio contenidos en el conjunto de datos se leen para posteriormente ser normalizados. Seguidamente se analiza la señal para eliminar los periodos de silencio, es decir, la ausencia de eventos acústicos. Una vez identificados dichos segmentos

se guardan en el sistema de ficheros múltiples archivos (correspondientes al número de segmentos con eventos acústicos encontrados en dicho fichero) etiquetados con su clase correspondiente, es decir, “pájaro” o “no pájaro”. Para entrenar, verificar y evaluar el modelo de red neuronal, se han creado tres directorios con una proporción de ficheros del 60% para el primero y un 20% para los otros dos ya que los datos de evaluación han sido obtenidos del mismo conjunto de datos.

Una vez obtenido el conjunto de datos completo uniendo los ficheros procedentes de los conjuntos `warblrb` y `freefield1010` se puede entrenar el modelo de aprendizaje profundo. El funcionamiento de YAMNET se ilustra en la Figura 2.2 de la sección 3.4. Con este modelo se pretende entrenar una nueva capa de salida de la que obtener las clases “pájaro” y “no pájaro”. Para entrenar el modelo, los datos son transformados tal y como se muestra en el diagrama de la Figura 3.13. La matriz de confusión obtenida para el conjunto de datos de evaluación se muestra en la Figura 3.25.

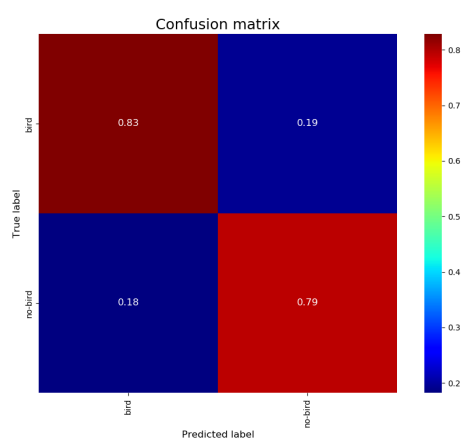


Figura 3.25 Matrix de confusión para el conjunto de datos de test del clasificador de pájaros binario.

Como se observa en la Figura 3.25, la red es capaz de identificar correctamente la clase “pájaro” en el 83% de los casos y la clase “no pájaro” en un 79% de los casos.

Con esta clasificación binaria es posible pasar al siguiente elemento de procesamiento según el diagrama de la Figura 3.21, la clasificación de especies.

3.5.4.4. Identificación automática de especies

Para la identificación automática de especies es necesario contar con un conjunto de datos suficientemente grande. En el caso de este trabajo, se han tenido en cuenta las especies listadas en la Tabla C.1. Para la obtención de registros de audio correspondientes a cada especie se ha utilizado la web *Xeno-Canto* [115]. Esta web está dedicada a compartir los sonidos de la vida silvestre de todo el mundo, tanto para investigadores científicos, como para observadores de aves o visitantes casuales del registro. Posee una colección de registros extensa que aumenta a diario gracias a los usuarios de esta herramienta. En el caso de este trabajo, se han obtenido unas 400 grabaciones de cada especie con una duración media de 2 minutos.

Una vez obtenidos el registro de datos desde la web, en este caso 104 especies, es posible pasar a tratar los datos para entrenar correctamente la red neuronal.

El primer paso para la preparación de los datos es realizar la normalización y la división por eventos de los ficheros de audio al igual que para el clasificador binario de la sección 3.5.4.3. El procedimiento seguido para la normalización y división de ficheros se muestra en el diagrama de la Figura 3.24.

Una vez obtenidos los ficheros correspondientes a los eventos sonoros es posible transformar los datos para adaptarlos a las características de entrada del modelo de la red neuronal. En primer lugar, una vez cargado el fichero, este se convierte a mono y se muestra a la frecuencia de entrada de la red neuronal, en este caso 16kHz para la entrada de la red YAMNET. Posteriormente, el fichero se recorta o bien se rellena con ceros para ajustarlo a una duración fija, en este caso un segundo de duración. Para contar con un mayor número de eventos es posible utilizar técnicas de aumentado de datos, la primera de ellas se basa en generar nuevos ficheros de audio en los que se desplazan los datos temporalmente con respecto al original. Otra técnica para aumentar el número de elementos de los conjuntos de datos es la aplicación de ganancia aleatoria a los ficheros analizados. Por último, debido a que no todas las clases dentro del conjunto de datos poseen el mismo número de elementos, se equilibran las mismas eliminando los ficheros sobrantes con el objetivo de equiparar el número de ficheros con el total de la clase con menos elementos.

El resumen de todas las transformaciones llevadas a cabo en los ficheros de eventos se muestran en el diagrama de la Figura 3.26.

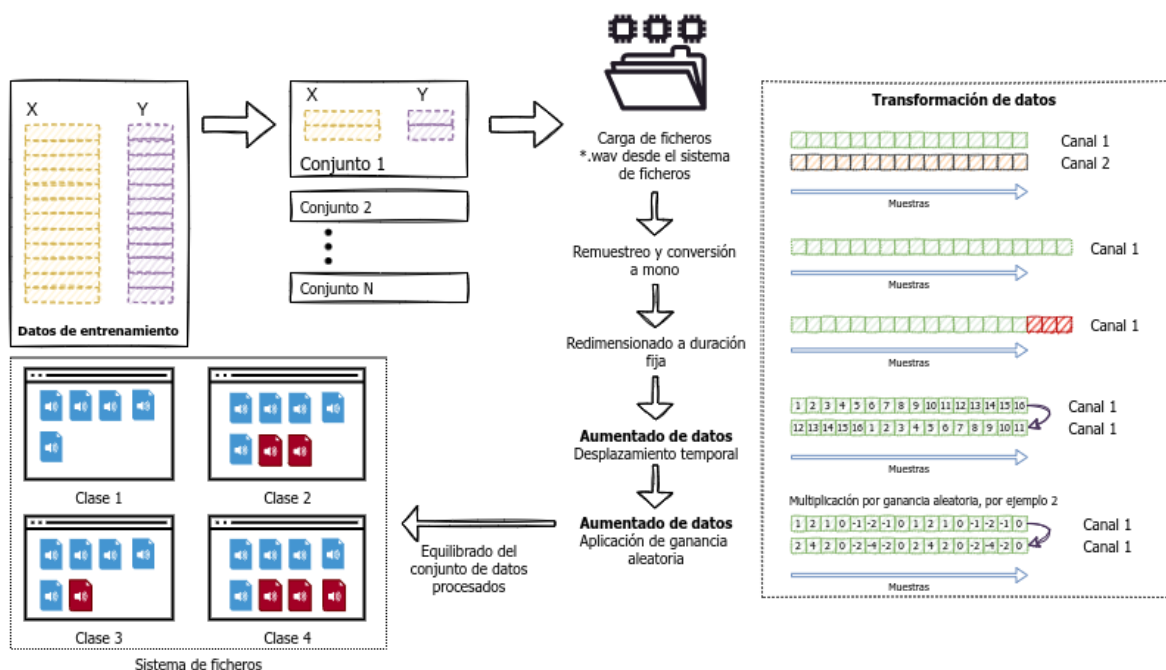


Figura 3.26 Tratamiento de datos para entrenar el clasificador de especies de pájaros.

Una vez preparado el conjunto de datos para el entrenamiento de la red, se cuenta con aproximadamente 200 ficheros por cada una de las 104 clases presentes. Estos ficheros han sido divididos en una proporción del 80 % para el conjunto de entrenamiento, un 10 % para el conjunto de evaluación y el 10 % restante para el conjunto de verificación. Con el fin de verificar el comportamiento de la red ante la diferenciación de especies fueron entrenados modelos para el reconocimiento de 70 especies y 104 especies. Ambas redes alcanzaron una precisión del 89 % y 85 % de precisión respectivamente.

Por esta razón se ha implementado esta red neuronal para la clasificación de especies de pájaros en el nodo inteligente *SmartBirds* que se ha denominado *KodamaNet* para diferenciarla del modelo de YAMNET genérico con las clases predefinidas.

Además del clasificador para múltiples especies entrenado *Ad-hoc* para las aves presentes en Canarias y la Macaronesia, también se ha implementado el clasificador de pájaros denominado *BirdNET-Lite* [116, 117] que cuenta con la posibilidad de clasificar más de 6000 especies diferentes. Esta herramienta ha sido desarrollada por el Centro K. Lisa Yang de Bioacústica para la Conservación del Laboratorio de Ornitología de Cornell y la Cátedra de Informática de los Medios de Comunicación de la Universidad Tecnológica de Chemnitz. La investigación de estos centros se concentra principalmente en la detección y clasificación de los sonidos de las aves mediante el aprendizaje automático para ayudar a los expertos en su labor de seguimiento y protección de nuestras aves. Por esta razón, *BirdNET* es una plataforma de investigación cuyo objetivo es el reconocimiento de aves por sonido a escala para facilitar su labor a los investigadores.

3.5.4.5. Procesamiento de índices acústicos a partir de los registros acústicos

Para el procesamiento de los índices acústicos se han utilizado una serie de herramientas desarrolladas en *Python* por Patrice Guot [110]. Estas herramientas a su vez están basadas en los paquetes *Seewave* y *Soundecology* de R [108, 109]. Tal y como se muestra en el diagrama de la Figura 3.22, el sistema realiza la grabación de ficheros de duración fija dentro del *pipeline*. Estos ficheros generados serán analizados con las herramientas para posteriormente obtener los valores de los índices introducidos en la sección 2.2.2. La lista completa de índices y utilidades implementadas en este paquete de *Python* es la siguiente:

- Extracción de características del paisaje sonoro
 - ACI (Índice de complejidad acústica)
 - ADI (Índice de diversidad acústica)
 - AEI (Índice de uniformidad acústica)
 - BIO (Índice bioacústico)
 - NDSI (Índice de diferencia normalizada del paisaje sonoro)
 - Entropía espectral
 - Entropía temporal

- Número de picos detectados
- Relación señal ruido
- Extracción de características espectrales
 - Centroide espectral
 - Espectrograma
 - Espectrograma con ruido eliminado
- Extracción de características temporales
 - Media cuadrática de la energía
 - Tasa de pasos por cero

De esta manera, el sistema *SmartBirds* contaría con dos vías principales para la caracterización del paisaje sonoro, la reducción a índices acústicos y la identificación de eventos y especies.

3.5.4.6. Interfaz para la consulta de datos

Para facilitar el acceso a los datos del sistema, su visualización y el control del estado del dispositivo, se ha utilizado el paquete de *Python* denominado *Streamlit*. Esta utilidad permite mostrar y compartir la información generada por el sistema por medio de una *web app* desplegada como servidor local. De esta manera, es posible conectarse al sistema por medio de Wi-Fi y visualizar los datos que están siendo capturados. Por otra parte, en el caso de que el nodo formara parte de una red, sería posible integrar la visualización de los datos de todos los sistemas que forman la red en el nodo maestro. En la capturas de las Figuras 3.27 y 3.28, puede observarse la disposición de los elementos para el control de los nodos *SmartBirds* en la interfaz web.

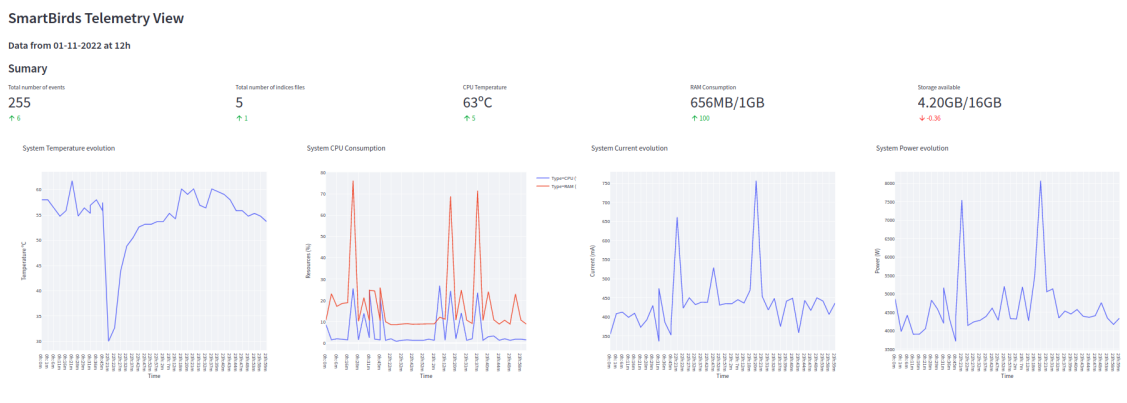


Figura 3.27 Interfaz web para la visualización de la telemetría del sistema - Monitorización de recursos

Acoustic Indices



Figura 3.28 Interfaz web para la visualización de la telemetría del sistema - Índices acústicos

Tal y como se muestra en las Figuras 3.27 y 3.28, el sistema de visualización de la telemetría de los nodos *SmartBirds* se divide en varias partes: El control de consumos y recursos del sistema, la visualización de los índices acústicos calculados y por último, el resumen de las inferencias realizadas. De esta forma, el sistema de visualización permite a los usuarios verificar el correcto funcionamiento del nodo además de conocer los resultados obtenidos por los dos métodos de procesamiento anteriormente introducidos.

3.5.5. Características del sistema *SmartBirds*

Como resumen de los elementos introducidos en las anteriores secciones, en la Tabla 3.4, se muestran las características técnicas de los nodos *SmartBirds*.

Tabla 3.4 Resumen de características del sistema SmartBirds

Dispositivo	Denominación	Detalles
Procesador	BCM283x (CPU)	En función del modelo de Raspberry Pi utilizado se puede contar con el BCM2835/BCM2836/BCM2837/BCM2711. Los diferentes modelos utilizan frecuencias que van desde los 700 MHz a 1,2 GHz. Por otro lado, se basan en núcleos de procesador ARMv6, ARMv7, ARMv11 y ARMv8 A53.
Memoria	256 MB a 4GB DDR	En función del modelo de Raspberry Pi utilizado puede contarse con diferentes cantidades de memoria. Esta memoria es compartida entre la CPU y GPU del sistema.
Almacenamiento	4 GB a 128 GB	La cantidad de almacenamiento dependerá del soporte con el que cuente el sistema para nuevas tecnologías en lo que a tarjetas microSD se refiere.
Salida de vídeo	Disponible internamente	El dispositivo dispone de la salida de vídeo presente en la Raspberry Pi.
Hub USB	Disponible internamente	Todos los modelos de Raspberry Pi disponen de un hub USB. En el caso de los modelos compatibles con SmartNode, se disponen de 4 puertos USB de forma interna.
Indicadores	ACT Led STATUS Led	Se dispone de indicadores externos que muestran el estado de carga del Kernel y por otro lado si el dispositivo se encuentra encendido.
Conectividad	Vía WiFi	Posibilidad de conectarse a la WiFi generada por el nodo para la extracción y visualización de datos.
Pantalla	No	
Alimentación	12V - 1,5A incl. SAI (juice4Halt)	El nodo dispone de un sistema de alimentación ininterrumpida del fabricante juice4Halt. El modelo preferente es el J4H-HV-TRM-RTC-485. El sistema se alimenta a 12 voltios con un mínimo de 1,5A.
Reloj de tiempo real	Si	El sistema dispone del RTC integrado en la Juice4Halt J4H-HV-TRM-RTC-485.
Convertor analógico-digital	Si	HifiBerry DAC+ADC Pro - 192kHz y 24 bits
Conexión para dispositivos de entrada de audio	Si	El nodo dispone de dos conectores jack de 3.5mm para la conexión de módulos de micrófonos MEMS.
Convertor digital-analógico	Si	HifiBerry DAC+ADC Pro - 192kHz y 24 bits
Conexión para dispositivos de salida de audio	Disponible de internamente	El nodo dispone de las conexiones de salida de audio tanto de la HifiBerry como de la Raspberry Pi. Estas conexiones únicamente son accesibles desde el interior.
Encapsulado	Si	Carcasa de PLA con alojamiento para el sistema electrónico con patas para su colocación en superficie.
Software de detección	Si	- Sistema de detección de eventos sonoros. - Clasificación automática de eventos entre eventos de clasificados como reclamos de pájaro u otros. - Clasificación de especies detectadas. - Cálculo de índices acústicos.

3.6. Escenario 3: Nodo MASE

El tercer escenario para la monitorización acústica, en este caso marina, es el instrumento denominado MASE (Monitor acústico soundscape y energía). MASE es el primer sistema de monitorización acústica para el paisaje sonoro desarrollado para mar abierto en las Islas Canarias. Se diseñó con la misma base tecnológica de los nodos presentados en las secciones 3.4, 3.5 y la arquitectura base 3.3. Este nodo inteligente se ideó para su despliegue en una boya científica en las costas Canarias. En esta sección se describe el proceso de diseño, las soluciones técnicas, el desarrollo y las características finales del dispositivo.

3.6.1. Implementación del sistema MASE

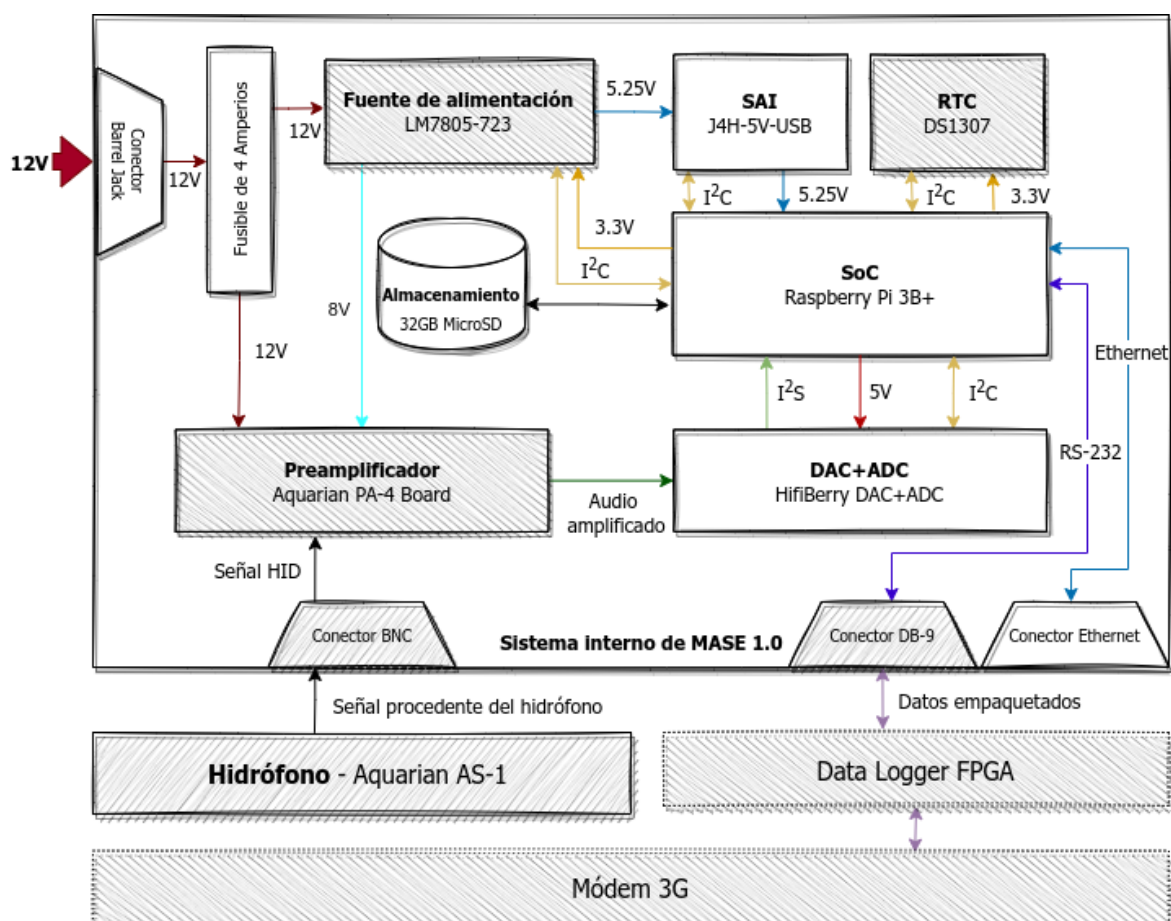


Figura 3.29 Arquitectura del sistema MASE 1.0.

El diagrama de la Figura 3.29 muestra la arquitectura propuesta para el *hardware* de MASE. El diseño del sistema es una evolución de la arquitectura presentada en el diagrama de la Figura 3.2. Los mayores cambios con respecto a esta implementación se encuentran en los subsistemas de

alimentación, comunicación, adquisición y en la agregación de un nuevo sistema para la captación y acumulación de energía diseñado por terceros.

3.6.1.1. Subsistema de adquisición

Para la grabación de audio con el nodo acústico, se decidió utilizar un hidrófono de alta sensibilidad, en concreto el Aquarian AS-1. Este hidrófono tiene las características que se muestran en la Tabla 3.5.

Tabla 3.5 Características del hidrófono Aquarian AS-1 [118].

Rango Lineal	Sensibilidad de recepción	Profundidad de operación	Profundidad límite	Temperatura de operación
1Hz hasta 100kHz ± 2 dB	-208dBV re 1μ Pa	200m	350m	-10C hasta +80C

Por otro lado la respuesta en frecuencia y la direccionalidad del dispositivo se muestran en las figuras 3.30 y 3.31 respectivamente.

Para la adquisición de la señal de audio por parte del convertidor analógico-digital, es necesario preamplificarla para alcanzar el rango de entrada del convertidor. El dispositivo que se utiliza para preamplificar la señal de audio es la placa de amplificación PA-4 de la misma compañía que el hidrófono del sistema. Las características de esta placa se resumen en la Tabla 3.6.

Tabla 3.6 Características del preamplificador Aquarian PA-4 [119].

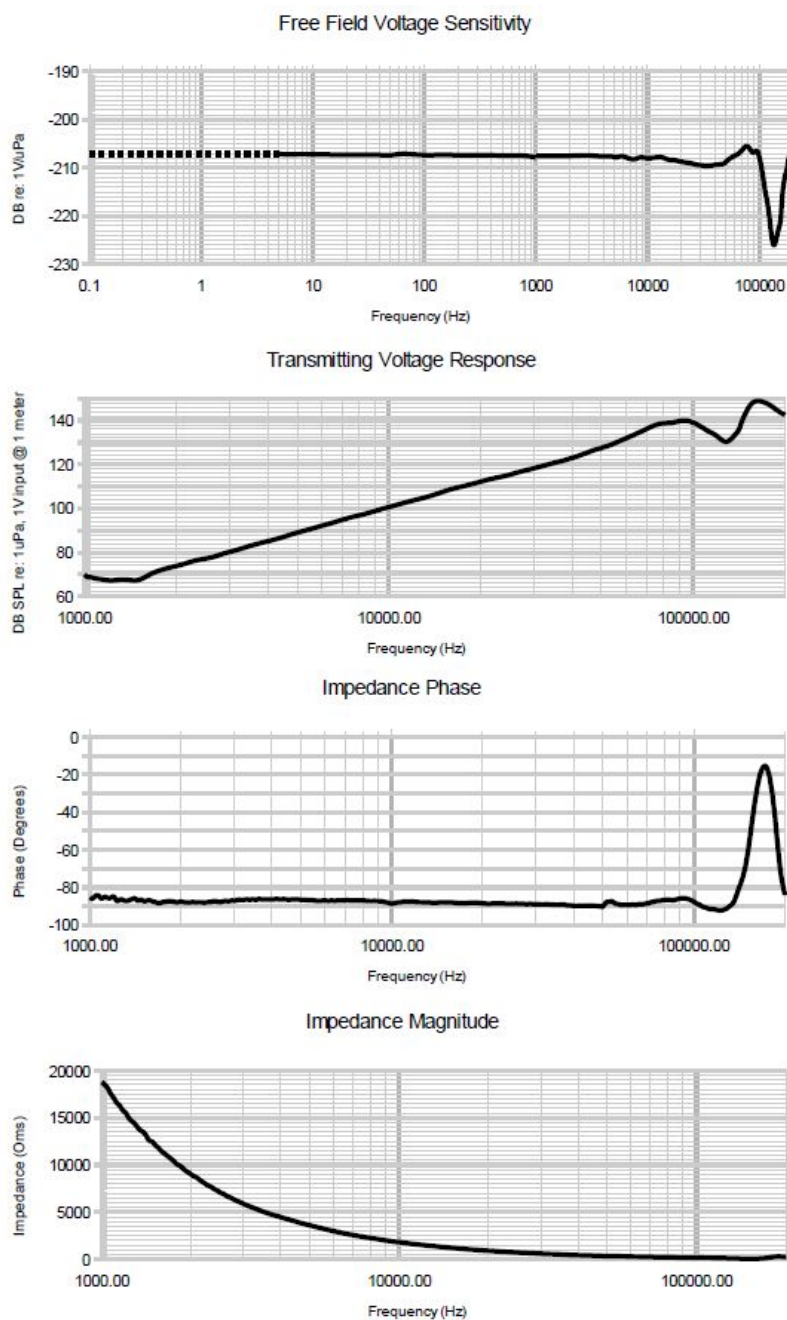
Ruido referido de entrada	THD	Máxima salida	Máxima entrada	Consumo	Impedancia de entrada	Impedancia de salida
$<1\mu$ V	$<0.005\%$	>5 V RMS	>1.25 V RMS	6.5 mA	2.2M Ω	50 Ω

Como se muestra en el diagrama de la Figura 3.29, una vez que la señal del hidrófono se amplifica se introduce en un convertidor analógico-digital. En este caso y al igual que para los nodos *SmartNode* y *SmartBirds* se ha implementado la tarjeta de adquisición HifiBerry ADC+DAC [120]. Esta tarjeta es capaz de adquirir muestras a 192 kHz con 24 bits de resolución, el resto de sus características se resumen en la Tabla 3.7.

Tabla 3.7 Características de la HifiBerry ADC+DAC [120].

Relación señal-ruido del ADC	Relación señal-ruido del DAC	ADC THD+N	DAC THD+N	Ganancia de entrada
110db	112db	-85db	-93db	0dB, 12dB, 32dB

Por otro lado, también puede utilizarse la tarjeta HifiBerry ADC+DAC Pro ya que el sistema es totalmente compatible. Esta tarjeta permite la implementación de un sistema de entrada balanceada de audio, reduciendo el ruido en la adquisición. Además, el dispositivo permite la configuración de las ganancias de adquisición mediante *alsamixer*, en contraposición a la versión básica de esta tarjeta que utiliza *jumpers* para la configuración.



FFVS: Nominal 5Hz – 100KHz, -207.6 (+2.1 / -2.0) dB re: 1V/uPa. Not tested (theoretical) below 5Hz.

Figura 3.30 Respuesta en frecuencia del hidrófono [118].

3.6.1.2. Subsistema de comunicación

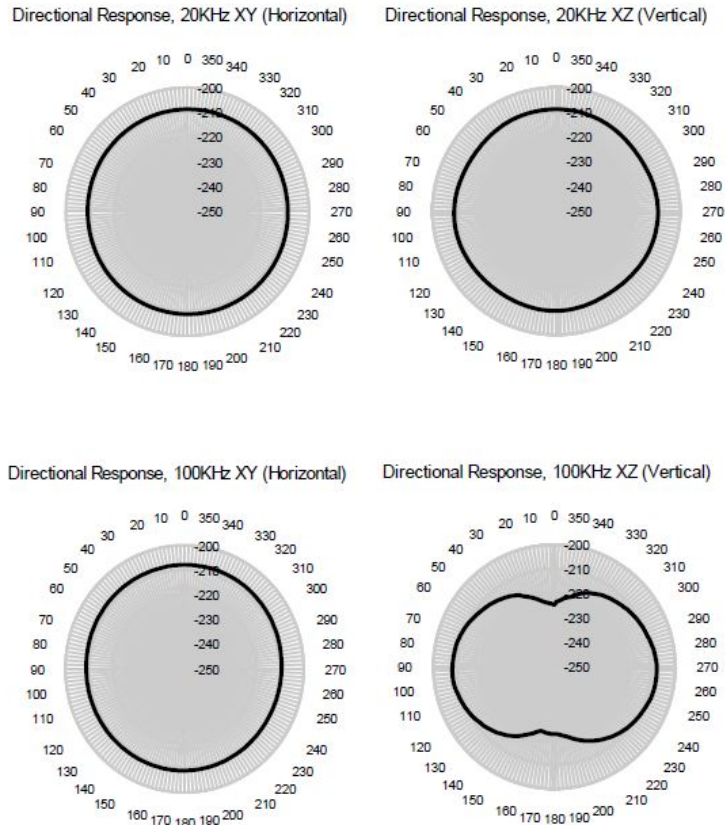
Para la comunicación del instrumento con otros sistemas se ha provisto de una línea de transmisión de datos por RS-232 por medio de un integrado conversor a USB. Adicionalmente, de forma interna, el subsistema de procesamiento posee un conector Ethernet por medio de un RJ45 por el que se puede

3.6 Escenario 3: Nodo MASE

Aquarian Scientific
1004 Commercial Ave. #225
Anacortes, WA 98221 USA
www.aquarianscientific.com

AS-1 hydrophone

SN#: (typical)



NOTES:
Data obtained from US Navy, Underwater Sound Reference Division, Newport. Average of three samples measured, June 2013.

Measurements taken at end of 9-meter cable

FFVS Low frequency response is limited by amplifier input impedance. $F_c = 1/4.71e-8(\text{amplifier input impedance})$ – Approximately 1Mohm for 20Hz cutoff; 22Mohm for 1Hz; 220Mohm for 0.1Hz.

Directional Response: Hydrophone rotated on same axis as the cable for XY measurements. XZ measurements are made with rotation perpendicular to the cable and with origin (0 degrees) facing end opposite the cable.

Figura 3.31 Direccionalidad del hidrófono [118].

conectar el equipo a una red, tal y como se planteó en la arquitectura original de los nodos (véase la Figura 3.2).

Gracias a la conexión RS232 el sistema MASE es capaz de enviarlos datos a la unidad central de procesamiento de la boya científica para posteriormente realizar el envío a la estación de tierra.

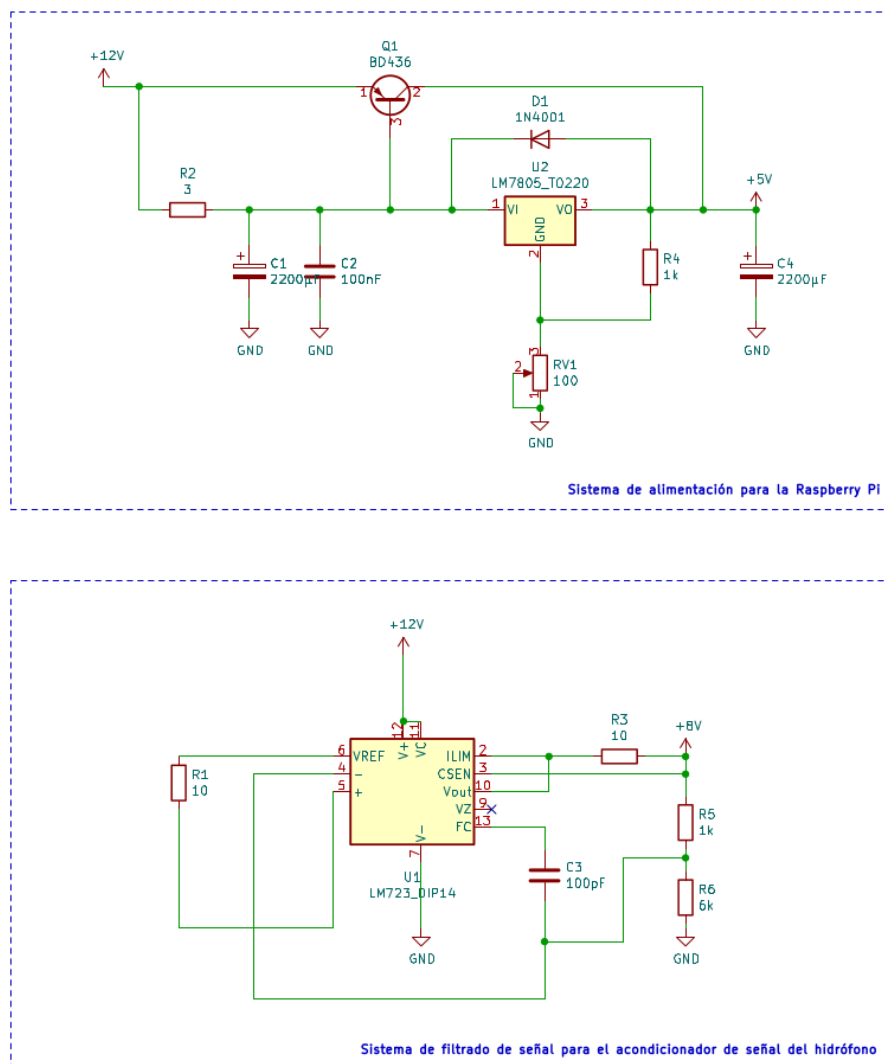
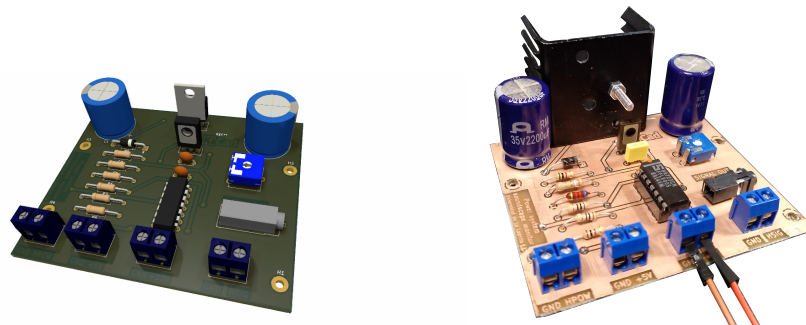


Figura 3.32 Diseño esquemático de la LM7805-723.

3.6.1.3. Subsistema de alimentación

Como se muestra en el diagrama de la Figura 3.29, el sistema interno tiene su propio circuito de alimentación. Esta placa ha sido diseñada y fabricada a medida para ser incorporada al sistema. Se basa en dos reguladores que funcionan de forma dual, por un lado alimenta el sistema Raspberry Pi 3B+ con una tensión de 5,25V gracias al regulador lineal KA78T05 [121] y por otro lado, se utiliza el regulador UA723u para alimentar el preamplificador del hidrófono con una tensión de 8V [122]. La comparación entre el diseño realizado en KiCAD y la fabricación final de la placa de circuito impreso puede verse en la Figura 3.33, adicionalmente en la Figura 3.32 se encuentra el diseño esquemático del subsistema.



(a) Diseño de la PCB de la fuente de alimentación MASE 1.0 [123].
(b) PCB fuente de alimentación MASE 1.0.

Figura 3.33 Diseño y ensamblado final de la fuente de alimentación LM7805-723.

Debido al consumo de corriente de todo el sistema, de aproximadamente 1,75A, ha sido necesario incorporar un disipador más grande para el regulador KA78T05. Este regulador, aunque se dispone de un transistor en cascada para reducir la carga de corriente, transmite gran parte de la potencia al subsistema de procesamiento y el resto de subsistemas del nodo. Por ello, se ha incorporado un disipador al sistema electrónico de MASE.

Para evitar daños en el sistema durante un fallo de alimentación externa, como se muestra en la imagen de la Figura 3.2, en este sistema también se ha implementado un SAI, concretamente el modelo J4H-5V-USB de Juice4Halt. Debido a esta decisión de diseño, también ha sido necesaria la implementación de un RTC para anotar las marcas de tiempo del sistema de procesamiento, en este caso, el DS1307.

Otra posibilidad para el sistema de alimentación es suministrar directamente 12V al instrumento. Para ello, pueden introducirse modificaciones en el SAI, la tarjeta de adquisición y el sistema de alimentación. En los esquemático de la Figuras 3.34 y 3.35 puede verse el diseño para esta variante. La PCB posee indicadores para cada una de las líneas de alimentación disponibles, además de circuitos para la alimentación del sistema de procesamiento y el sistema de preamplificación del hidrófono.

El sistema SAI en esta variante debe ser sustituido por la placa J4H-HV-TRM-RTC-485 de Juice4Halt, que permite alimentar el sistema de procesamiento con 12V en lugar de 5V. También cuenta con un RTC accesible mediante la interfaz RS-485, lo que permite prescindir del RTC DS1307 incorporado en la anterior variante del sistema. La presencia de un botón para encender y apagar el sistema es otra característica diferencial con respecto a la versión de 5V de esta tarjeta.

3.6.2. Encapsulado y mecánica del sistema

Se han utilizado elementos de PVC (Cloruro de Polivinilo) para fabricar la carcasa exterior del instrumento ya que este debe ser completamente estanco. Además, se ha desarrollado un sistema de bandejas fabricadas mediante impresión 3D FDM para alojar la electrónica en el interior del instrumento MASE.

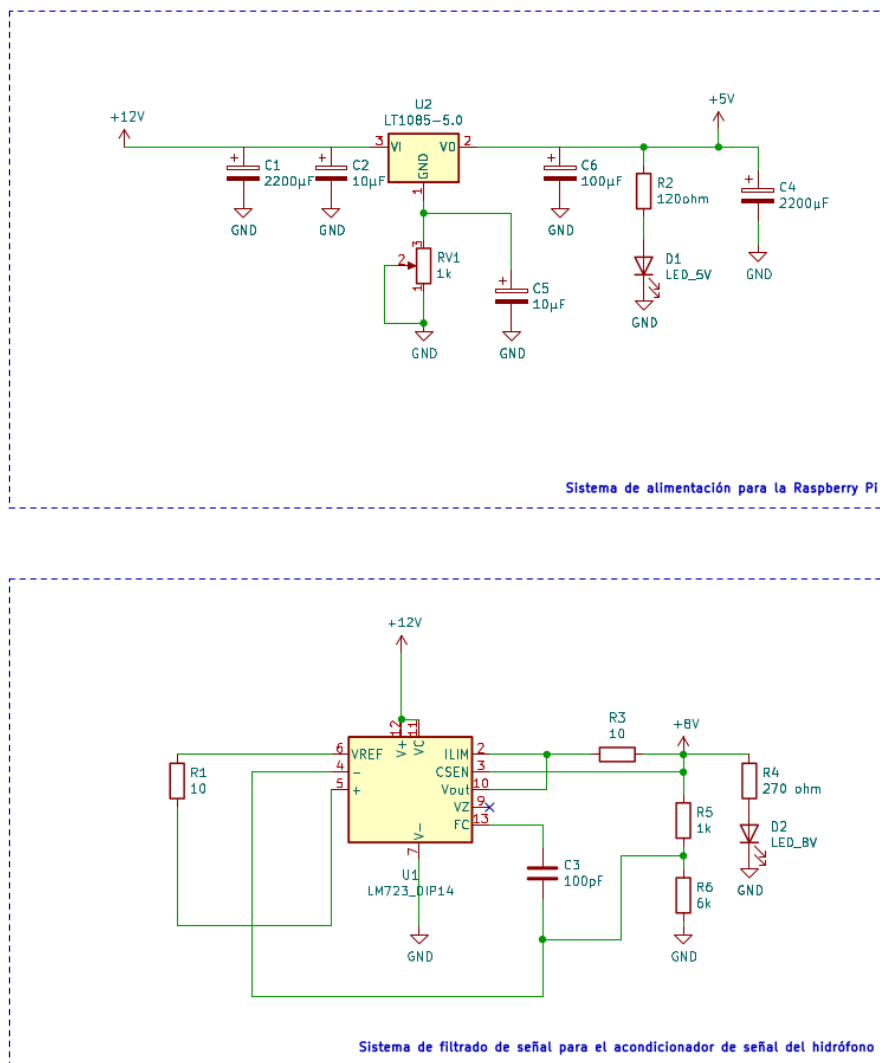


Figura 3.34 Diseño esquemático del sistema de alimentación de MASE 1.1.

El diseño de la carcasa de MASE estuvo condicionado por la estructura mecánica de la boya científica mostrada en la imagen de la Figura 3.36. El instrumento está diseñado para encajar en una de las bahías de instrumentos prevista en la boya. Por otra parte, la carcasa ha sido diseñada utilizando las piezas comerciales disponibles en la tabla 3.8. En la Figura 3.37 se muestra la vista isométrica del diseño resultante.

La estructura principal de la tapa se ha construido con componentes de PVC (tubo principal, tapa ciega superior, tapa inferior y manguito de tubo) de 16 atmósferas. El cierre superior del instrumento se ha realizado con 8 pernos de acero resistentes a los ambientes marinos, 8 tuercas y 16 arandelas. Se ha utilizado una junta para sellar la unión entre los dos elementos de PVC para evitar que el agua fluya hacia el interior del paquete. Además, para permitir la salida de los cables desde el interior del

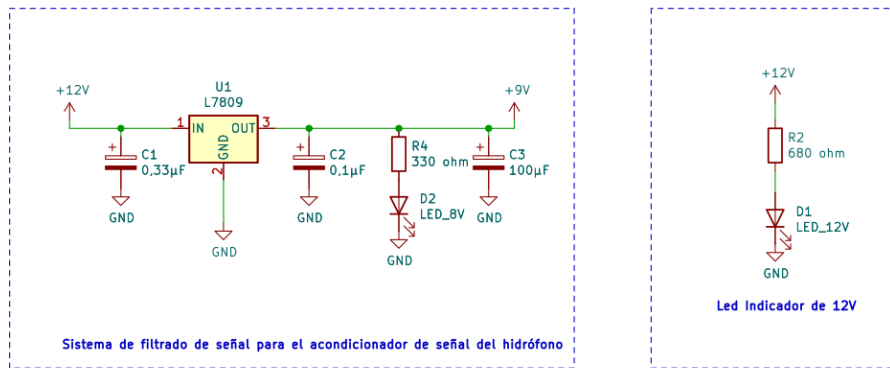


Figura 3.35 Diseño esquemático del sistema de alimentación de MASE 1.2.



Figura 3.36 Boya científica de MASE 1.0 - Morgan.

instrumento, se han utilizado prensaestopas de 20mm, colocados en la tapa superior, como se muestra en la imagen de la Figura 3.37.

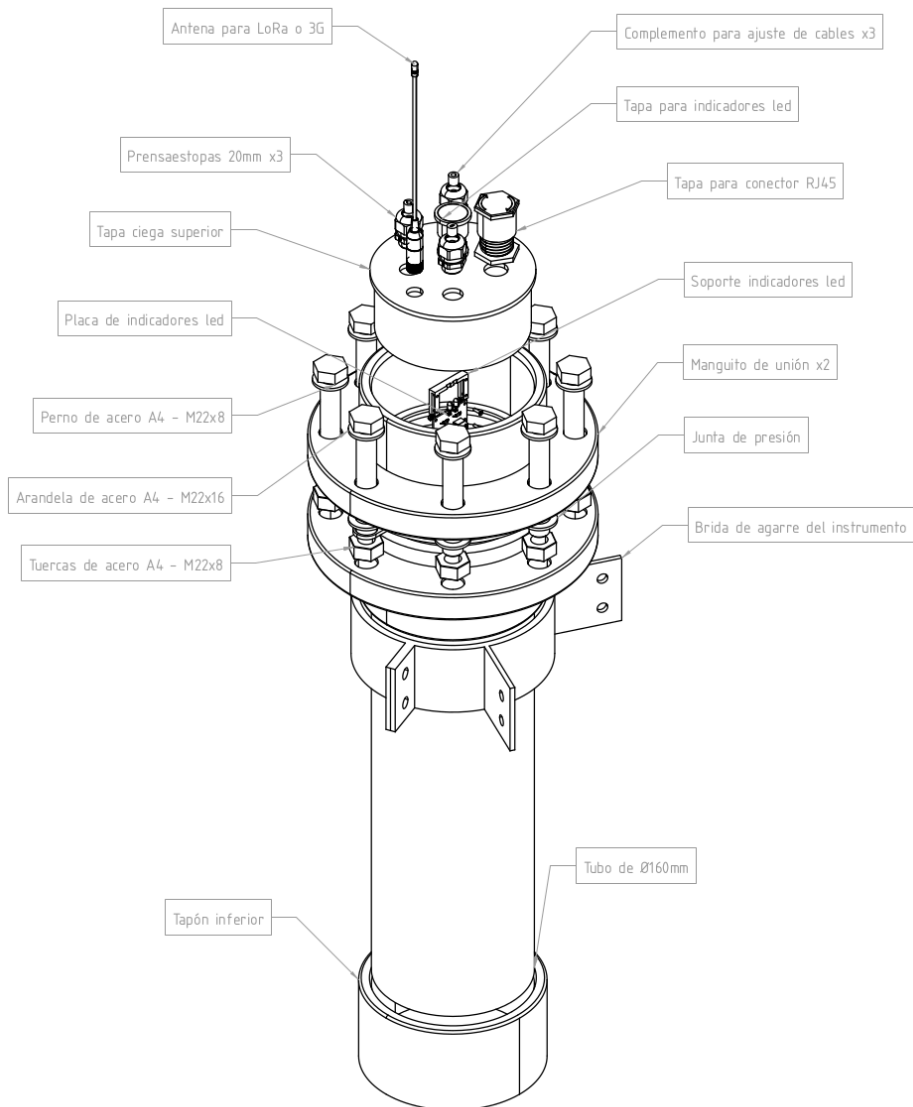


Figura 3.37 Vista isométrica del diseño de la carcasa del instrumento MASE.

Se ha desarrollado un sistema de bandejas construido utilizando impresión 3D. El material elegido para imprimir los diferentes elementos ha sido el ácido poliláctico (PLA), que tiene una resistencia y flexibilidad adecuadas para soportar el peso de los elementos electrónicos. La figura 3.38 muestra el diseño de la bandeja de soporte.

En esta bandeja se colocan los elementos electrónicos, como el sistema de procesamiento, el convertidor analógico-digital o el circuito interno de alimentación. Además, para facilitar la conexión de elementos externos, como el hidrófono, el cable de comunicaciones o la fuente de alimentación, se han colocado los conectores necesarios en la parte superior. Para extraer o introducir la electrónica en la cubierta, la bandeja se ha equipado de un asa de agarre.

Tabla 3.8 Materiales para la construcción de la carcasa de MASE.

Elemento	Cantidad	Material	Tamaño (mm)
Tubo principal	1	PVC-U	∅160x500
Tapa ciega superior	1	PVC-U	∅160x68
Manguito	2	PVC-U	∅214x17 + ∅190x79
Brida	2	PVC-U	∅285x28
Junta de presión	1	PVC-U	∅160x4
Tapa inferior	1	PVC-U	∅160x120
Pernos	8	Acero A4	∅22x200
Tuercas	8	Acero A4	∅22
Arandelas	16	Acero A4	∅22

Por último, para fijar el instrumento a la estructura de la boya se ha utilizado una abrazadera doble. Esta doble abrazadera consta de dos partes unidas por cuatro tornillos y sus correspondientes tuercas y arandelas de seguridad. Además, para fijarlo a la boya científica, se utilizan otros cuatro pernos, tuercas, arandelas y una arandela de presión.

Esta doble abrazadera se ha dimensionado con acero marino (AISI 316L) para asegurar que la corrosión no afecte al sistema de agarre y a su durabilidad.

3.6.3. Software para el funcionamiento del nodo acústico

En esta sección, se describen los elementos de *software* necesarios para que el instrumento MASE pueda realizar el cálculo de los índices acústicos y su transferencia para el análisis y la caracterización del paisaje sonoro.

3.6.3.1. Cálculo de índices acústicos

Towsey et al describe 14 índices acústicos calculados a intervalos de un minuto [72]. En dicho trabajo, definen un índice acústico como una estadística que resume algún aspecto de la estructura y distribución de la energía e información acústica en una grabación. Algunos de estos índices han sido introducidos en la sección 2.2.2.

En esta primera versión del instrumento MASE se han implementado tres indicadores acústicos: Energía espectral, ACI [70], y H_f [72]. Cada uno de ellos se calcula para las bandas de octava de los espectros. Para calcularlas, el primer paso es calcular la Transformada Rápida de Fourier de la señal utilizando ventanas de N muestras sin multiplicar por ninguna función de ventana como Hann, Turkey, o similar. Sea $F_n[k]$ el coeficiente de Fourier para el canal de frecuencia k^{th} de la ventana n^{th} de N muestras que resulta al calcular la FFT. El siguiente paso es calcular el índice de energía, $I_n[k] = |F_n[k]|^2$, para cada una de las $\frac{N}{2}$ frecuencias. A continuación, estos índices de energía espectral se utilizan para calcular los índices ecoacústicos. Se calculan utilizando M ventanas no superpuestas, que cubren un intervalo de tiempo de MN , y acumulando las frecuencias correspondientes a cada bin

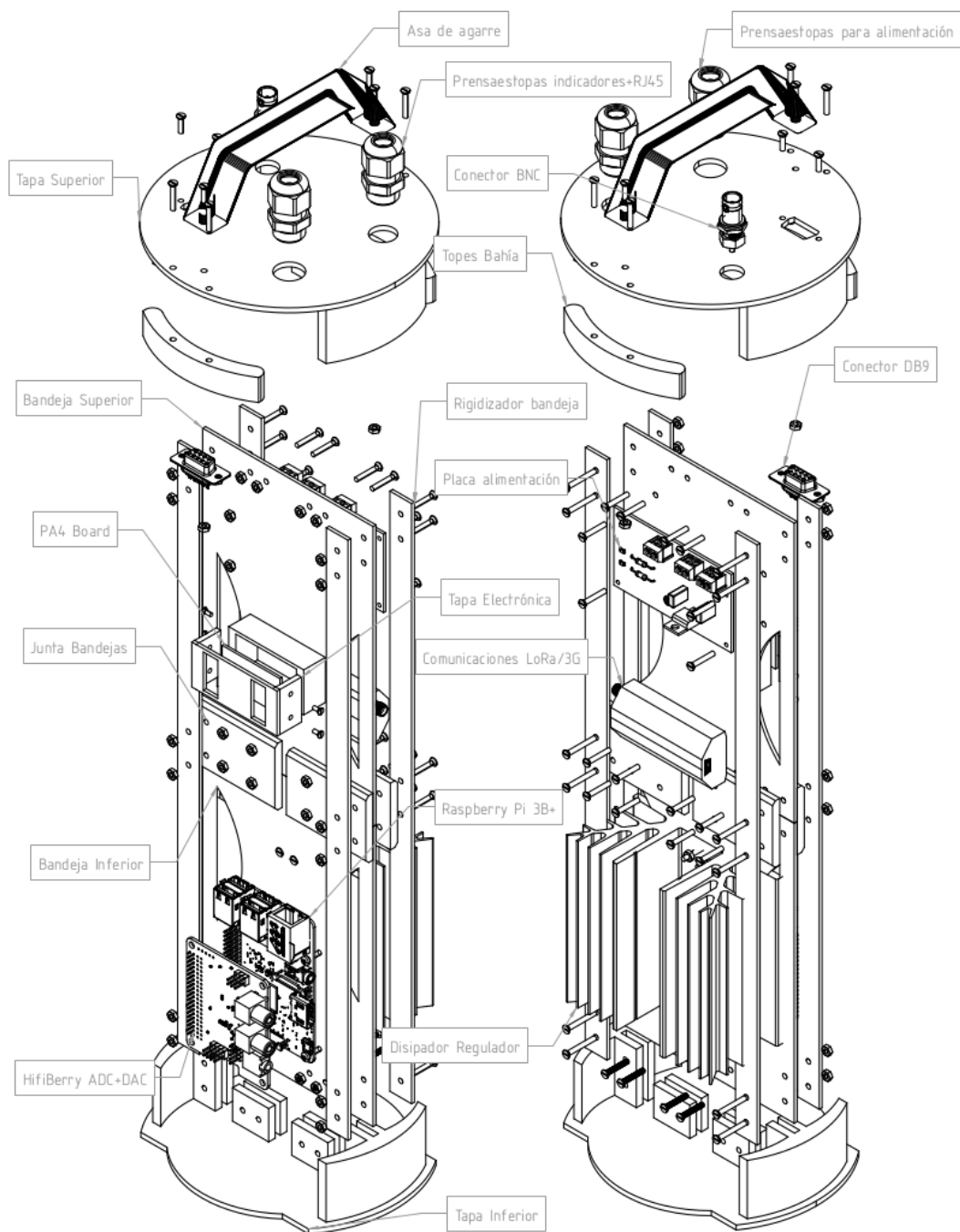


Figura 3.38 Vista isométrica del diseño del sistema de bandejas del instrumento MASE.

de banda de octava discreta, b , que va de 0 a $\log_2(N/2) - 1$. Estas son las expresiones para cada uno de los tres índices implementados en el sistema:

- Energía espectral en bandas de octava:

$$E[b] = \begin{cases} \sum_{n=0}^{M-1} I_n[0] & b = 0 \\ \sum_{k=2^{b-1}}^{2^b-1} \sum_{n=0}^{M-1} I_n[k] & b \in 1, \log_2(N/2) - 1 \end{cases} \quad (3.1)$$

- ACI (Índice de complejidad acústica) en bandas de octava:

$$ACI[b] = \begin{cases} \frac{\sum_{n=0}^{M-1} |I_n[0] - I_{n-1}[0]|}{\sum_{n=0}^{M-1} I_n[0]} & b = 0 \\ \frac{\sum_{k=2^{b-1}}^{2^b-1} \sum_{n=0}^{M-1} |I_n[k] - I_{n-1}[k]|}{\sum_{n=0}^{M-1} I_n[k]} & b \in 1, \log_2(N/2) - 1 \end{cases} \quad (3.2)$$

- Índice H (Índice de entropía acústica) en bandas de octava:

$$H_i[b] = \begin{cases} -\sum_{n=0}^{M-1} \left(\frac{I_n[0]}{\sum_{n=0}^{M-1} I_n[0]} \right) \times \log_2 \left(\frac{I_n[0]}{\sum_{n=0}^{M-1} I_n[0]} \right) \times \log_2(M)^{-1} & b = 0 \\ -\sum_{k=2^{b-1}}^{2^b-1} \sum_{n=0}^{M-1} \left(\frac{I_n[k]}{\sum_{n=0}^{M-1} I_n[k]} \right) \times \log_2 \left(\frac{I_n[k]}{\sum_{n=0}^{M-1} I_n[k]} \right) \times \log_2(M)^{-1} & b \in 1, \log_2(N/2) - 1 \end{cases} \quad (3.3)$$

donde:

- N = Tamaño de la ventana
- M = Número de ventanas
- $F_n[k]$ = Coeficientes de Fourier
- $I_n[k]$ = Índices de energía
- b = Banda de octava

Los cálculos anteriores de los índices de Fourier de $N/2$ permiten procesar eficazmente los tres índices por bandas de octava, ya que cada índice sólo forma parte de una de las bandas, denotada por su índice de *bin*, b . Además, esto permite el cálculo en tiempo real porque cada vez que llega un buffer de datos de N muestras desde la tarjeta de sonido, se puede calcular un resultado parcial de las sumas en las ecuaciones anteriores. Después de procesar M ventanas se obtiene el índice resultante para cada banda de octava y el proceso comienza de nuevo para calcular los índices para un nuevo intervalo de tiempo.

3.6.3.2. Software para el procesamiento de índices acústicos

El sistema de procesamiento de datos es el núcleo de MASE ya que transforma los datos acústicos brutos en índices ecoacústicos y parámetros que caracterizan el paisaje sonoro de la zona de actuación del nodo. El objetivo de MASE es producir estos índices ecoacústicos en tiempo real. Además, esto también es conveniente para reducir la cantidad de datos que hay que transmitir. En el caso del instrumento desplegado en este estudio, los índices se generan a intervalos de 10 minutos.

El *software* de procesamiento se desarrolló en los lenguajes de programación C/C++ y *Python* utilizando el *framework* multimedia *GStreamer* [103].

La Figura 3.39 muestra el *pipeline* desarrollado para calcular los tres índices ecoacústicos y la energía en las bandas de octava definidas en la sección 3.6.3.2, enviarlos por la red, y almacenarlos en el almacenamiento interno de MASE en tiempo real.

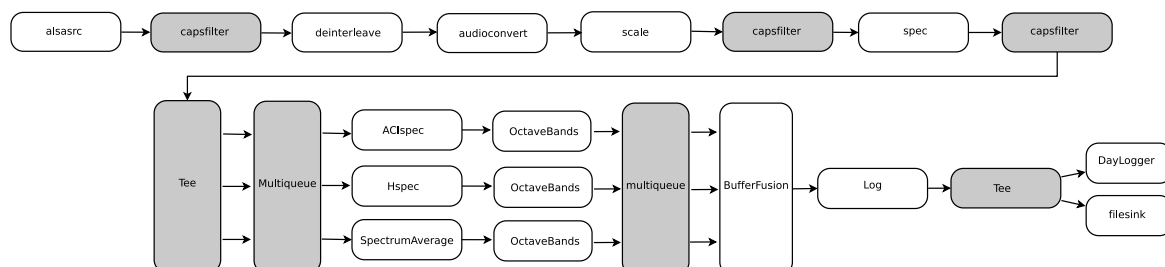


Figura 3.39 Pipeline de *GStreamer* para el cálculo de índices ecoacústicos y energía en bandas de octava.

Cada cuadro de la Figura 3.39 representa un elemento *GStreamer*. Los elementos con fondo blanco en el diagrama son los elementos que transforman los datos de entrada en datos de salida, mientras que los elementos con fondo gris son elementos que no realizan tareas reales de procesamiento, sino que realizan la distribución de datos y la puesta en cola (*Tee*, *Multiqueue*) o imponen ciertas capacidades de entrada/salida (por ejemplo, tipos de datos, tasas de muestreo, etc) en los elementos que están interconectando (*capsfilter*). En esta tubería hemos mezclado elementos proporcionados con *GStreamer* (fondo gris) y elementos hechos a medida (fondo blanco). El primer elemento es un *alsasrc* que toma los datos del hardware de entrada de audio (HiFiBerry); este elemento alimenta un flujo de audio crudo en *deinterleave* para separar los dos canales estéreo. Los datos del canal conectado al hidrófono se introducen en *audioconvert* para transformar las muestras de audio de 32 bits enteros en un punto flotante de 32 bits. El elemento *scale* permite añadir un desplazamiento y escalar los datos entrantes con parámetros de calibración, si se proporcionan. Esto se introduce en el elemento *spec*. Este elemento es un elemento personalizado que calcula la FFT (Transformada Rápida de Fourier) en ventanas de datos de un cierto tamaño (N) que es configurable a través de las propiedades del elemento. La salida son los índices de energía $I_n[k]$ mencionados en la sección 3.6.3.2. Ahora el flujo se bifurca en tres caminos paralelos. Cada camino calcula las sumas internas sobre n en las ecuaciones 3.1, 3.2 y 3.3, respectivamente. Esto se hace mediante los elementos *SpectrumAverage*, *ACISpec* y *Hspec*. Cada uno de los tres elementos alimenta su salida en otro, *OctaveBands*, que calcula la suma sobre k para obtener las $\log_2(N/2)$ bandas de octava. Las salidas producidas por los tres caminos paralelos son concatenadas por el elemento *BufferFusion*. Después, se introducen en el elemento *Log*, que permite escribir los datos en un archivo de registro. La salida se alimenta entonces a *DayLogger* y a *filesink*. El primero escribe los datos en el almacenamiento local en una estructura de directorios indexados por fecha, mientras que el segundo los escribe en un *pipe* de Linux desde la que luego se envía al sistema de almacenamiento remoto a través de RS232, Ethernet, o cualquier otro sistema de transmisión implementado.

3.6.3.3. Comunicación de datos procesados

La boya científica cuenta con una unidad central, proporcionada por un desarrollador externo, que se encarga de proporcionar energía y comunicación al conjunto de instrumentos instalados en la boya. La alimentación se obtiene con los paneles solares que se pueden ver en la Figura 3.36 y la comunicación de datos se realiza con un módem 3G integrado en la unidad central. La comunicación entre los instrumentos y la unidad central se realiza a través del protocolo RS-232. Posteriormente, la unidad central envía los datos capturados a través de Internet a un servidor de recogida de datos que permite analizarlos.

El instrumento puede configurarse para enviar un conjunto de índices a determinados intervalos de tiempo, que dependen de los parámetros M y N explicados en el apartado 3.6.3.2. Si cada uno de los índices $3 \times \log_2(N)$ se almacena en un número de punto flotante de 32 *bits* y dicho conjunto se genera cada $N \times M$ muestras, el factor de reducción de datos, R , obtenido al enviar los índices en lugar de todo el flujo de datos en bruto, viene dado por la expresión de la ecuación 3.4.

$$R = \frac{3 \times \log_2(N)}{N \times M} \quad (3.4)$$

Por lo tanto, el cálculo de los índices ecoacústicos es útil como técnica de reducción de datos para ahorrar ancho de banda de comunicación. El sistema de comunicación de la boya debe garantizar una velocidad de transmisión suficiente para extraer los datos. Utilizando los valores típicos de N y M se produce una enorme reducción de los datos a enviar, por lo que es fácil que el sistema de comunicación previsto lo garantice.

3.6.4. Características del sistema MASE

En la Tabla 3.9 se muestran las características del sistema MASE.

Diseño y desarrollo de los nodos inteligentes

Tabla 3.9 Resumen de características del sistema MASE

Dispositivo	Denominación	Detalles
Procesador	BCM2837B0 (CPU)	Microprocesador de 4 núcleos A53 (ARMv8) de 64-bit a 1.4 GHz.
Memoria	1GB LPDDR2 SDRAM	Esta memoria es compartida entre la CPU y GPU del sistema.
Almacenamiento	4 GB a 128 GB	La cantidad de almacenamiento dependerá del soporte con el que cuente el sistema para nuevas tecnologías en lo que a tarjetas microSD se refiere.
Salida de vídeo	Disponible internamente	El dispositivo dispone de la salida de vídeo presente en la Raspberry Pi.
Hub USB	Disponible internamente	Todos los modelos de Raspberry Pi disponen de un hub USB. En el caso de los modelos compatibles con SmartNode, se disponen de 4 puertos USB de forma interna.
Indicadores	ACT Led STATUS Led	Se dispone de indicadores externos que muestran el estado de carga del Kernel y por otro lado si el dispositivo se encuentra encendido.
Conectividad	Ethernet vía RJ45 Inalámbrica vía 3G o LoRa	El sistema de comunicación preferente para el sistema MASE es el LoRa.
Pantalla	No	
Alimentación	12V - 1,5A incl. SAI (juice4Halt)	El nodo dispone de un sistema de alimentación ininterrumpida del fabricante juice4Halt. El modelo preferente es el J4H-HV-TRM-RTC-485. El sistema se alimenta a 12 voltios con un mínimo de 1,5A.
Reloj de tiempo real	Si	El sistema dispone del RTC integrado en la Juice4Halt J4H-HV-TRM-RTC-485.
Convertor analógico-digital	Si	HifiBerry DAC+ADC Pro - 192kHz y 24 bits
Conexión para dispositivos de entrada de audio	Disponible internamente	El nodo dispone de las conexiones de entrada de la tarjeta de adquisición.
Convertor digital-analógico	Si	HifiBerry DAC+ADC Pro - 192kHz y 24 bits
Conexión para dispositivos de salida de audio	Disponible de internamente	El nodo dispone de las conexiones de salida de audio tanto de la HifiBerry como de la Raspberry Pi. Estas conexiones únicamente son accesibles desde el interior.
Encapsulado	Si	Carcasa de PVC con sistema de bandejas para la colocación de la electrónica del sistema.
Software de detección	Si	- Sistema para el cálculo de índices acústicos en tiempo real.

Capítulo 4

Resultados y discusión

En este capítulo, se exponen los resultados obtenidos durante las pruebas de evaluación de los nodos además de los datos obtenidos durante su despliegue en el medio natural de los dispositivos desarrollados en este trabajo. Además de los resultados obtenidos, también se presentan los detalles de fabricación y ensamblaje de cada uno de los dispositivos, lo que permitirá una mejor comprensión de su funcionamiento y desempeño una vez desplegados.

4.1. Evaluación de los nodos SmartNode

En este apartado, se presenta el diseño de un experimento que tiene como objetivo evaluar el rendimiento de los nodos acústicos desarrollados, conocidos como *SmartNode*. Como se describe en el capítulo 3, estos nodos fueron especialmente diseñados para la monitorización de cetáceos y en este caso, orcas (*Orcinus Orca*) en las instalaciones de Orca Ocean. En colaboración con la Loro Parque Fundación, se llevó a cabo la instalación de estos nodos, los cuales han estado en funcionamiento desde marzo de 2021.

El experimento consiste en el despliegue estratégico de los nodos en las localizaciones designadas dentro de las piscinas, con el propósito de realizar la monitorización continua de las especies que habitan un bioma, como se ha mencionado, la especie *Orcinus orca* a lo largo de un período de un año completo. Esta evaluación extensa permitirá obtener datos valiosos sobre el comportamiento acústico de esta especie en el entorno de las piscinas.

El objetivo principal de este experimento es demostrar y probar la capacidad de los nodos *SmartNode* para llevar a cabo campañas de monitorización de larga duración. Además, se busca contribuir al análisis y comprensión del comportamiento acústico de la especie *Orcinus Orca* en un contexto específico, como lo es el entorno de las piscinas. Mediante este estudio, se espera validar la eficacia y fiabilidad de los nodos acústicos en la recopilación de datos a largo plazo, lo cual es fundamental para futuras investigaciones.

Resultados y discusión

En las siguientes secciones, se detallarán los procedimientos de instalación de los nodos, así como el análisis de los datos recolectados durante el período de monitorización. Esto proporcionará una visión completa del proceso y los resultados obtenidos, permitiendo una evaluación integral del rendimiento de los nodos acústicos *SmartNode* en este escenario específico de estudio.

4.1.1. Implementación y despliegue del sistema *SmartNode*

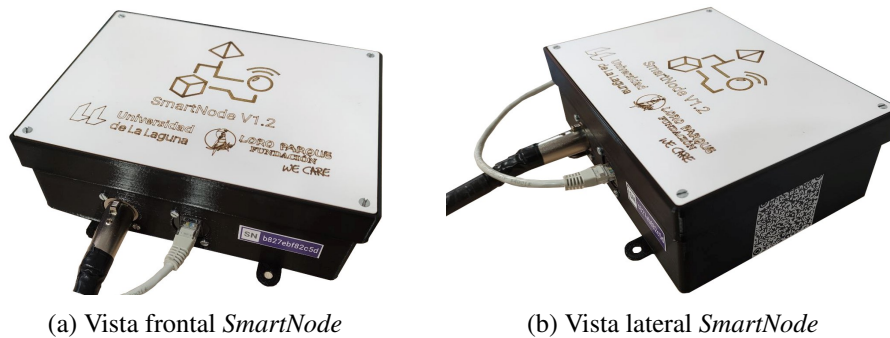


Figura 4.1 Encapsulado contenedor de la electrónica del sistema *SmartNode*

Tal como se introdujo en la sección 3.4.2 del capítulo 3, el encapsulado del sistema fue diseñado para su fabricación usando impresión 3D de tipo FDM. El resultado una vez ensamblado puede observarse en las imágenes de la Figura 4.1. Adicionalmente, en el exterior del nodo se han agregado tanto el número de serie como un código QR con información relevante sobre el *hardware* del sistema. En cuanto a las características físicas del sistema una vez ensamblado, su coste total no supera los 250€ (en el caso de no incluir el precio del hidrófono dentro del presupuesto) y tiene un peso aproximado de 650 gramos.

Una vez fabricados los nodos se han colocado en las instalaciones de Orca Ocean, dentro de Loro Parque. En el diagrama de la Figura 4.2 puede observarse la localización de los hidrófonos en las piscinas del recinto. Para las pruebas realizadas con los nodos *SmartNode*, se han utilizado los hidrófonos **SH00** y **SH04** ya que se encuentran en dos de las piscinas más utilizadas por los entrenadores. Tal y como se menciona en la sección 2.4, cada uno de los hidrófonos cuenta con una conexión al nodo central por medio de un cable *Ethernet* por lo que gracias a esta interfaz es posible comandar y recibir los datos generados por los nodos.

4.1.2. Análisis del funcionamiento del nodo inteligente

La gestión del consumo y la estabilidad térmica son aspectos críticos para el análisis del desempeño de los nodos inteligentes durante su despliegue en el campo. En esta sección, se presenta un análisis detallado de los datos de consumo y temperatura registrados durante la primera puesta en funcionamiento del sistema en marzo de 2021. Además, se discuten los resultados de las pruebas y se proporciona una evaluación del rendimiento del sistema en relación con sus objetivos de diseño.

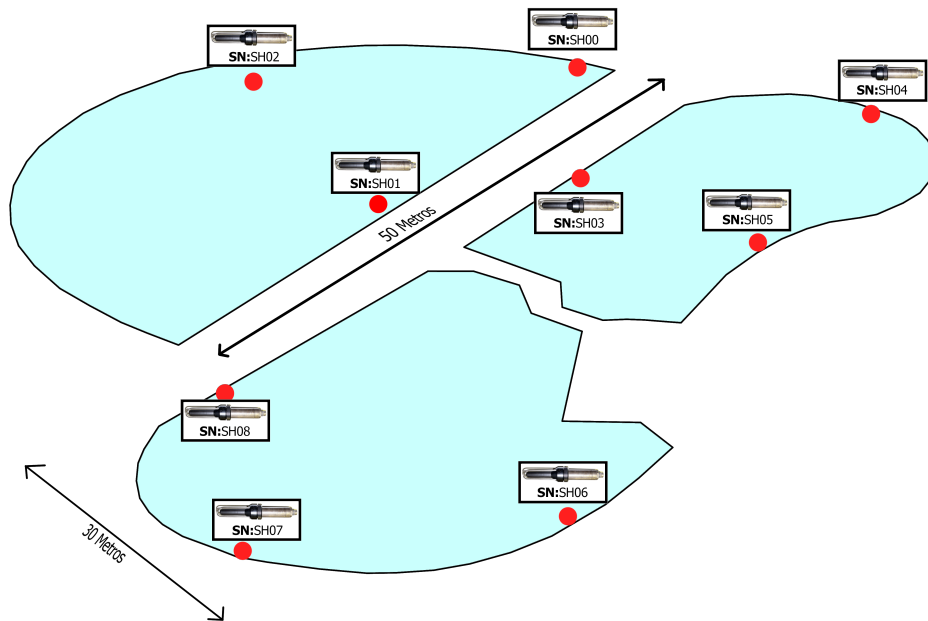
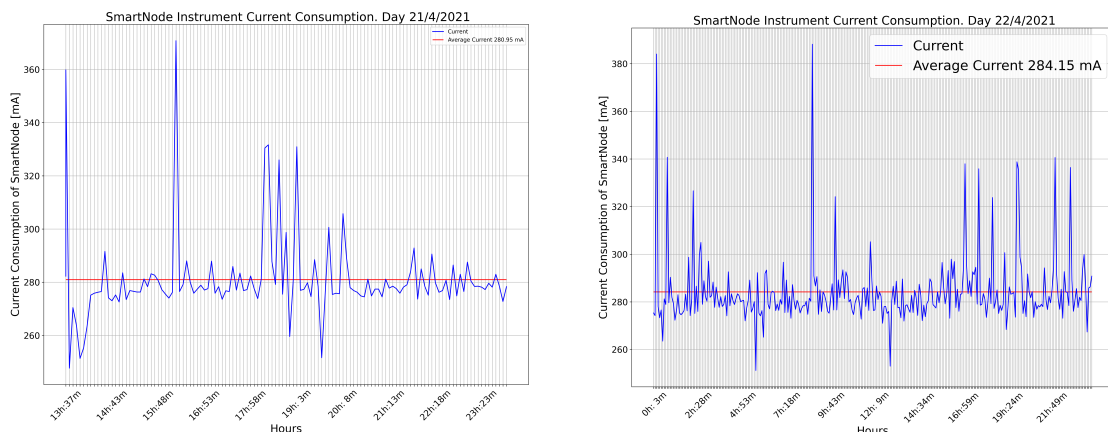


Figura 4.2 Localización de los hidrófonos en las instalaciones de Orca Ocean.



(a) Registro de corriente en *SmartNode* durante el 21/04/2021

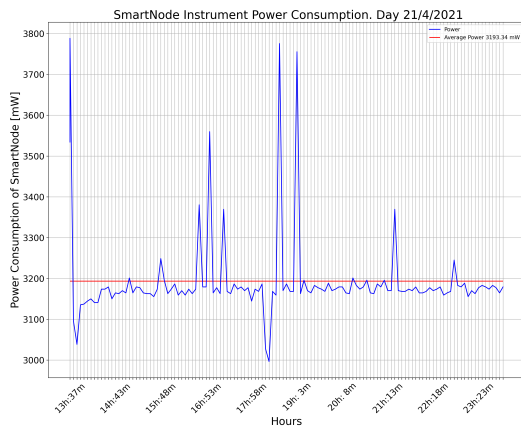
(b) Registro de corriente en *SmartNode* durante el 22/04/2021

Figura 4.3 Registro de consumo de corriente del sistema *SmartNode* durante su despliegue

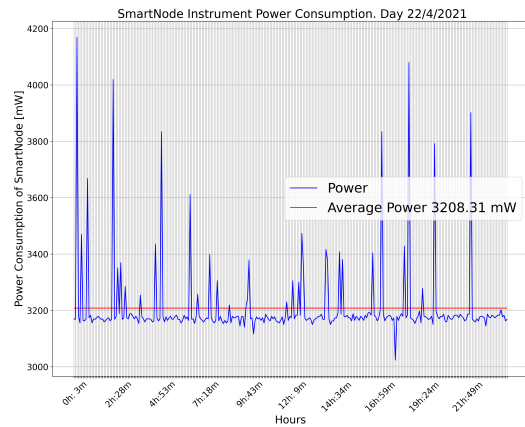
Los gráficos de la Figura 4.3 muestran que el consumo medio del sistema es de aproximadamente 285mA cuando se alimenta con una tensión de 12V. Durante el arranque, el sistema presenta un pico de corriente de alrededor de 360mA. Además de este pico, los nodos *SmartNode* experimentan picos esporádicos que se atribuyen a la recarga del sistema de supercapacitores de la UPS, como se describió en la sección 3.3.

La Figura 4.4 muestra el consumo de potencia del sistema en función de la tensión de alimentación. Durante su funcionamiento normal, el sistema tiene una potencia media de aproximadamente 3.2 W,

Resultados y discusión



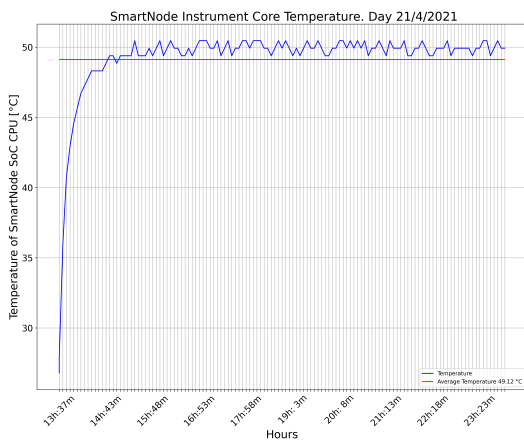
(a) Registro de potencia en *SmartNode* durante el 21/04/2021



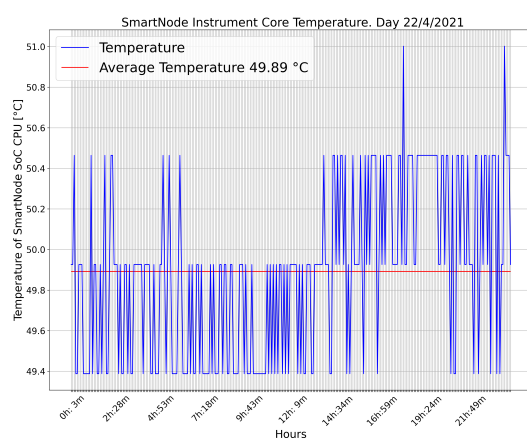
(b) Registro de potencia en *SmartNode* durante el 22/04/2021

Figura 4.4 Registro del consumo de potencia del sistema *SmartNode* durante su despliegue

lo que lo convierte en un nodo de bajo consumo, adecuado para la detección de eventos acústicos con una capacidad de almacenamiento moderada. En este caso, el consumo de energía no es un aspecto crítico para el rendimiento adecuado de los nodos, ya que se despliegan en un entorno con fuentes de alimentación disponibles.



(a) Registro de temperaturas en *SmartNode* durante el 21/04/2021



(b) Registro de temperaturas en *SmartNode* durante el 22/04/2021

Figura 4.5 Registro de temperaturas del sistema *SmartNode* durante su despliegue

La durabilidad y rendimiento de los nodos desplegados están altamente influenciados por las temperaturas alcanzadas por su SoC (*System-on-Chip*) durante su funcionamiento. A medida que el tiempo de exposición a altas temperaturas aumenta, la vida útil del sistema disminuye. En la Figura 4.5 se presentan las temperaturas registradas durante el funcionamiento del sistema. Los gráficos muestran que la temperatura media del sistema ronda los 50°C, lo cual indica que se encuentra dentro de un rango seguro de operación. Además, la temperatura se mantiene estable durante el funcionamiento

del nodo, presentando un incremento inicial durante el encendido hasta alcanzar un valor cercano a los 50°C. Esto sugiere que la carga de procesamiento del nodo no causa cambios significativos en la temperatura.

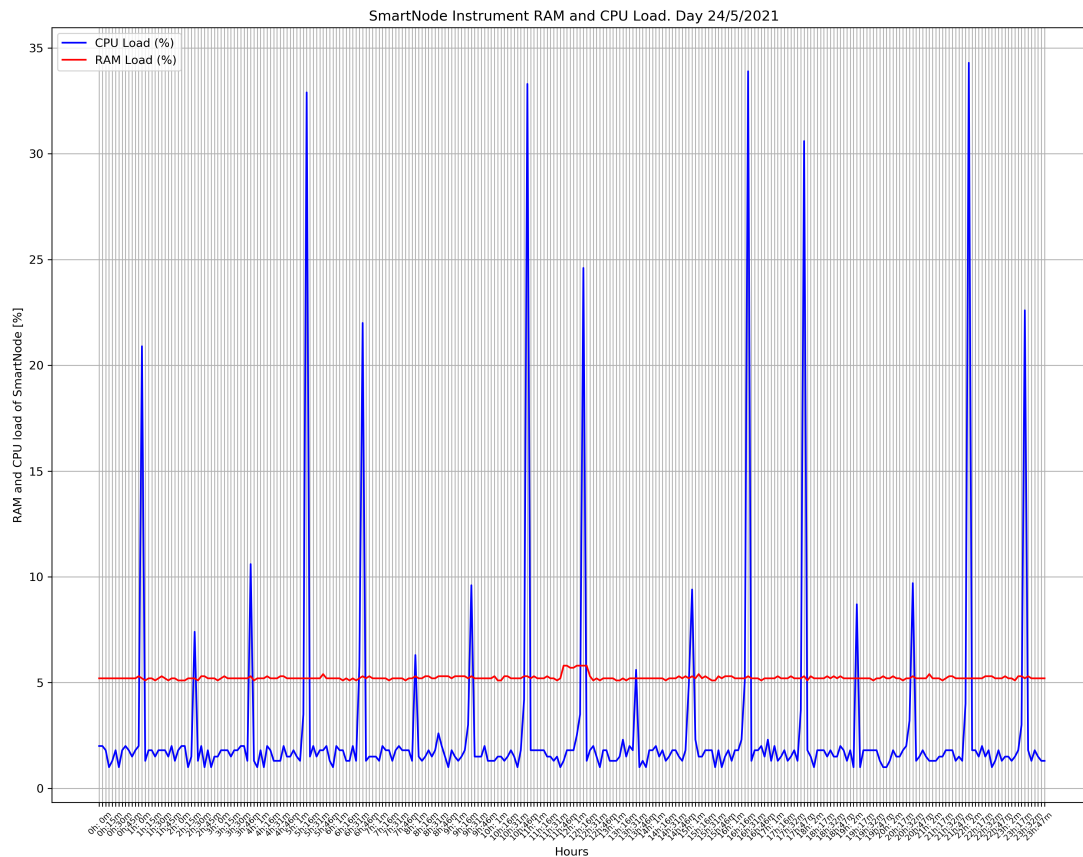
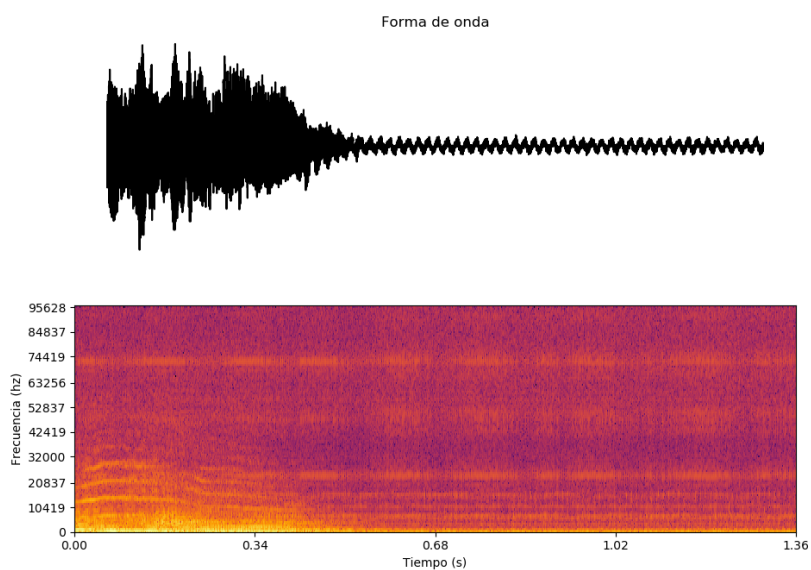


Figura 4.6 Consumo de RAM y CPU de los nodos *SmartNode*.

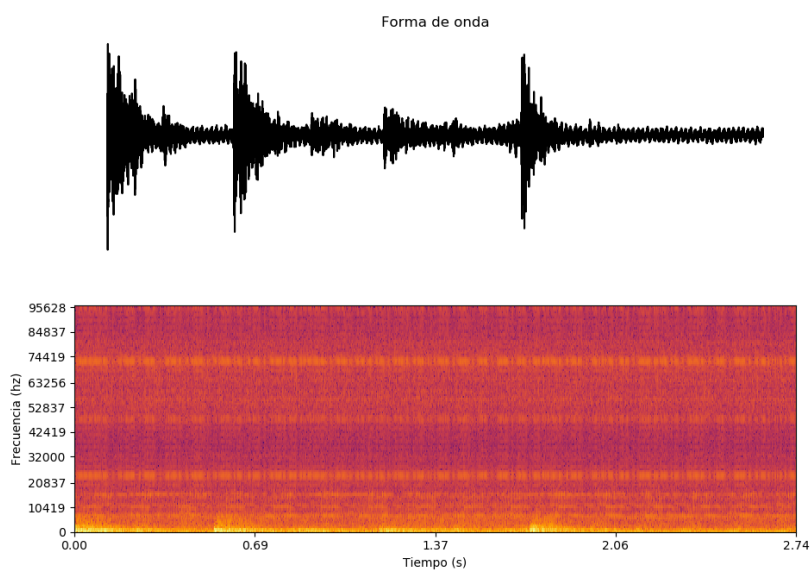
El consumo de recursos del sistema, en particular el de la CPU y la RAM, es un aspecto crucial a tener en cuenta, ya que un exceso en su uso puede impactar negativamente en la capacidad del sistema para llevar a cabo otras tareas secundarias. En la Figura 4.6 se muestra el consumo de recursos del nodo *SmartNode* durante su funcionamiento. Como se puede observar, el software de detección de eventos consume alrededor de un 5% de la memoria RAM y una media de un 3% de la CPU. A pesar de que se pueden apreciar picos en el consumo de la CPU superiores al 30%, estos no representan una amenaza para la correcta ejecución de otras tareas en segundo plano como las tareas pertenecientes al sistema operativo, etc.

4.1.3. Análisis de los eventos acústicos capturados

Como se menciona en la sección 3.4.3, el sistema *SmartNode* incorpora un detector de eventos acústicos y una red neuronal que permite realizar una clasificación binaria para diferenciar entre los sonidos emitidos por orcas y aquellos que no lo son.



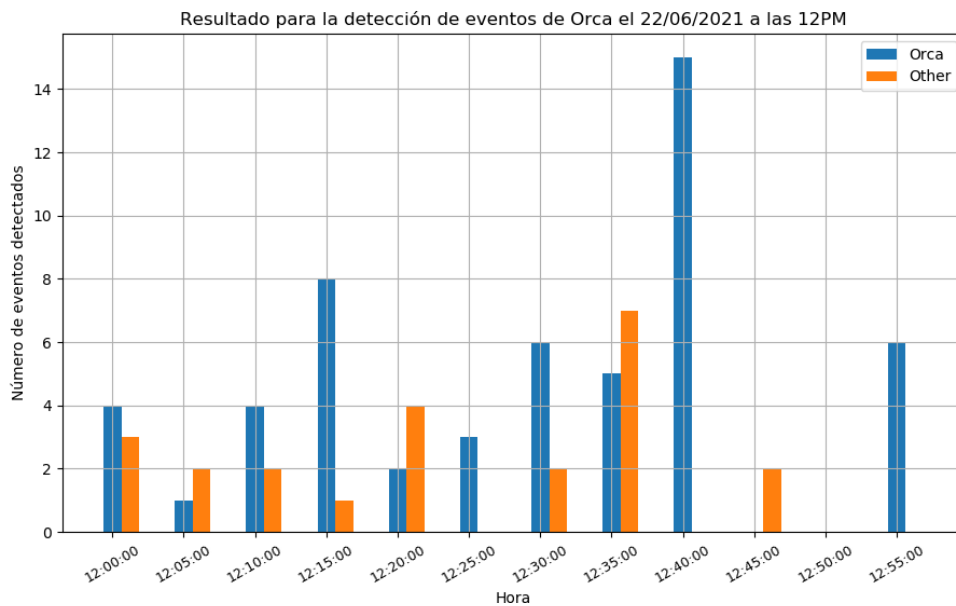
(a) Evento de correspondiente a la clase *Orca* capturado por *SmartNode*



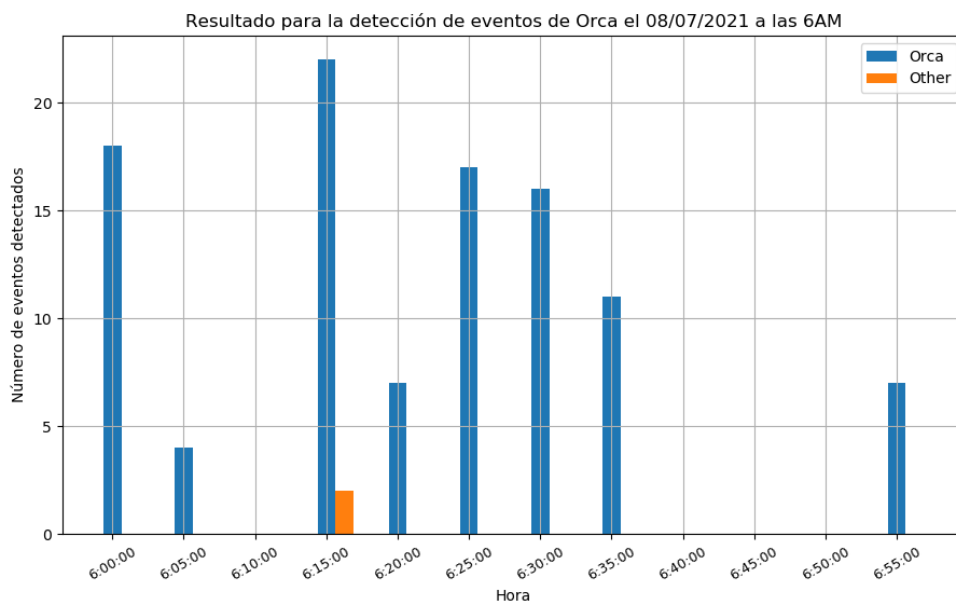
(b) Evento de correspondiente a la clase *Otros* capturado por *SmartNode*

Figura 4.7 Ejemplo de eventos acústicos capturados por el sistema *SmartNode*

En la Figura 4.7 se presentan dos ejemplos de eventos clasificados por la red neuronal del sistema *SmartNode*. Al clasificar los eventos detectados en entornos como piscinas se pueden realizar diversos análisis, como el estudio de la hora de captura o la duración de los eventos.



(a) Eventos registrados durante las 12PM del 22/06/2021 por *SmartNode*



(b) Eventos registrados durante las 6AM del 22/06/2021 por *SmartNode*

Figura 4.8 Eventos acústicos registrados durante una hora por el sistema *SmartNode*.

La realización de experimentos acústicos con las orcas puede proporcionar una gran cantidad de información sobre su comportamiento acústico y permitir el seguimiento de eventos acústicos a lo largo del año mediante el uso de los nodos *SmartNode*.

Resultados y discusión

Las orcas son animales que utilizan una amplia variedad de sonidos para comunicarse entre sí, los cuales pueden proporcionar información importante sobre su comportamiento y estado físico. Además, el seguimiento de eventos acústicos a lo largo del año puede ayudar a los científicos y cuidadores a comprender mejor cómo las orcas interactúan con su entorno y cómo pueden estar siendo afectadas por factores como el cambio climático y la actividad humana.

El uso del sistema *SmartNode* para llevar a cabo los experimentos ofrece ventajas significativas en comparación con los métodos tradicionales mencionados en la sección 2.2.1 y con el sistema de nodos previo utilizado en las instalaciones, que se describe en la sección 2.4. Aunque el sistema *SmartNode* tiene una limitación en términos de almacenamiento interno limitado, lo cual requiere un nodo maestro, presenta mejoras sustanciales en el procesamiento en tiempo real de los eventos acústicos. Además, ofrece la posibilidad de implementar múltiples detectores y técnicas de inferencia acústica en su sistema de procesamiento. Por otro lado, destaca por su mayor eficiencia energética en comparación con los nodos anteriores.

Estas mejoras pueden proporcionar una comprensión más completa del comportamiento acústico de las orcas. Además, el análisis de estos datos puede ayudar a identificar patrones y tendencias a lo largo del tiempo y en diferentes entornos, lo que puede ser útil para la conservación y gestión de las poblaciones de orcas en la naturaleza.

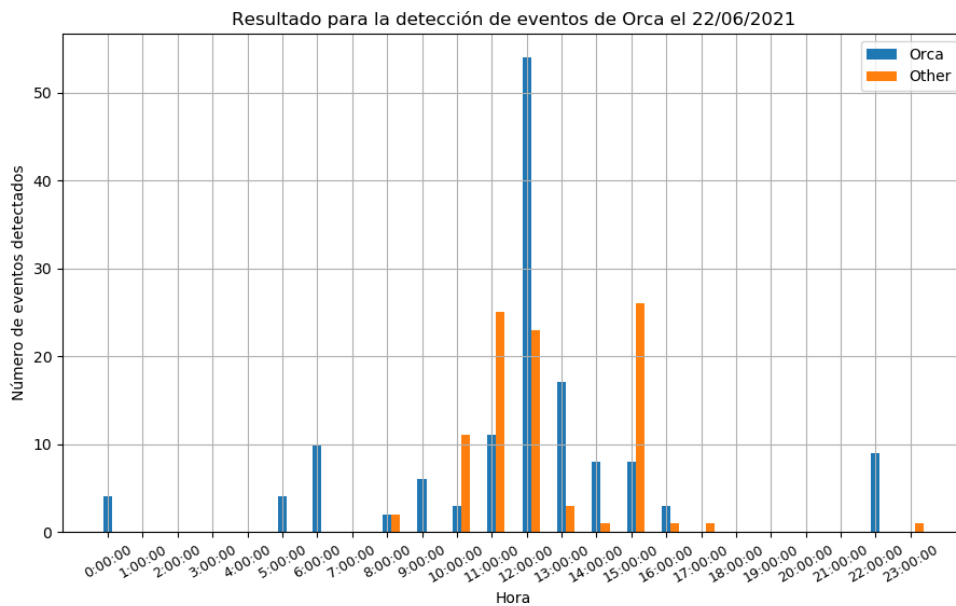
Como se ha mencionado anteriormente, el objetivo del experimento es demostrar que el nodo permite recopilar información sobre la actividad acústica de las orcas presentes en las instalaciones, en tiempo real, demostrando de esta forma la posibilidad de mejorar la monitorización de esta población de orcas. En este caso, la búsqueda de información sobre el comportamiento acústico de estas especies ayuda a la comprensión de su relación con su entorno y las amenazas a las que se enfrentan en la naturaleza.

La Figura 4.8 presenta un análisis detallado de la detección de eventos en intervalos de 5 minutos durante una hora completa. Los datos revelan una tendencia clara: el número de eventos detectados varía de manera significativa dependiendo de la hora del día en la que se realizaron las capturas. Este patrón puede explicarse considerando diversos factores adicionales.

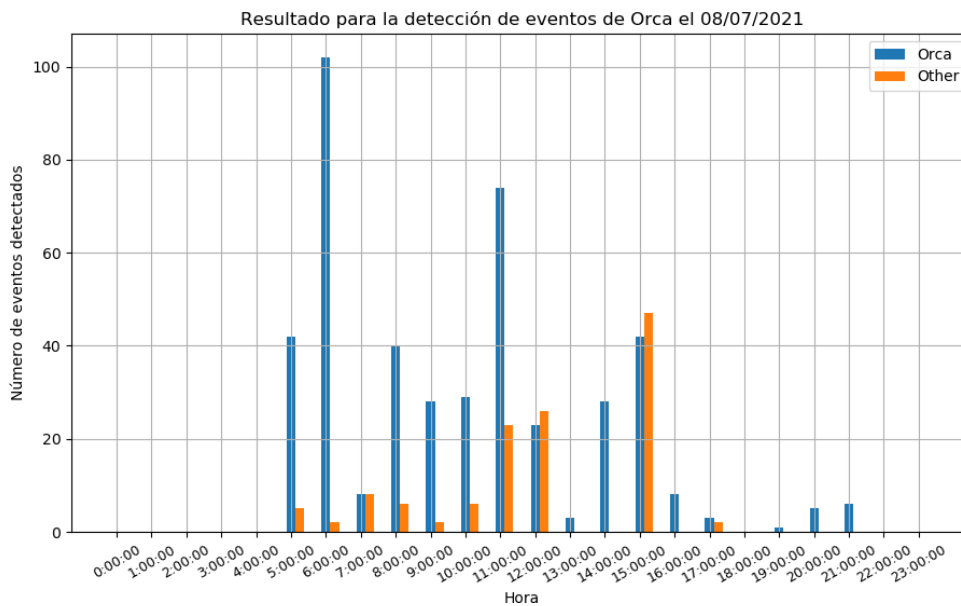
Continuando con el análisis de los eventos acústicos registrados por el sistema *SmartNode*, se presenta en la Figura 4.9 una representación visual de los eventos detectados a lo largo de un día completo. Esta visualización confirma la tendencia previamente observada en la Figura 4.8, donde se evidencia un notable aumento en la cantidad de eventos clasificados como *Other* durante las horas diurnas, coincidiendo con un incremento en la actividad acústica.

La visualización de los eventos acústicos capturados durante un día completo por el sistema *SmartNode* confirma y refuerza la tendencia observada previamente en el análisis por horas. El aumento notable de eventos clasificados como *Other* durante las horas diurnas, en paralelo con un incremento en la actividad acústica, es coherente con las expectativas.

El análisis de los eventos acústicos detectados durante un mes completo es otro aspecto importante a considerar, este se presenta en la Figura 4.10. Se puede observar que el día del mes no tiene gran influencia en el número de eventos detectados o en la etiqueta asignada por la red neuronal. No



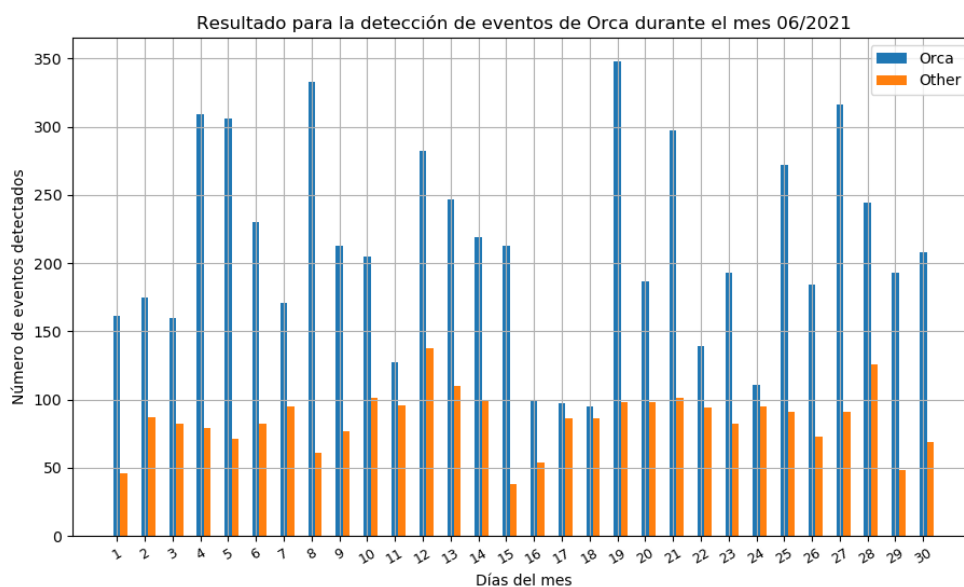
(a) Eventos registrados durante el día 22/06/2021 por *SmartNode*



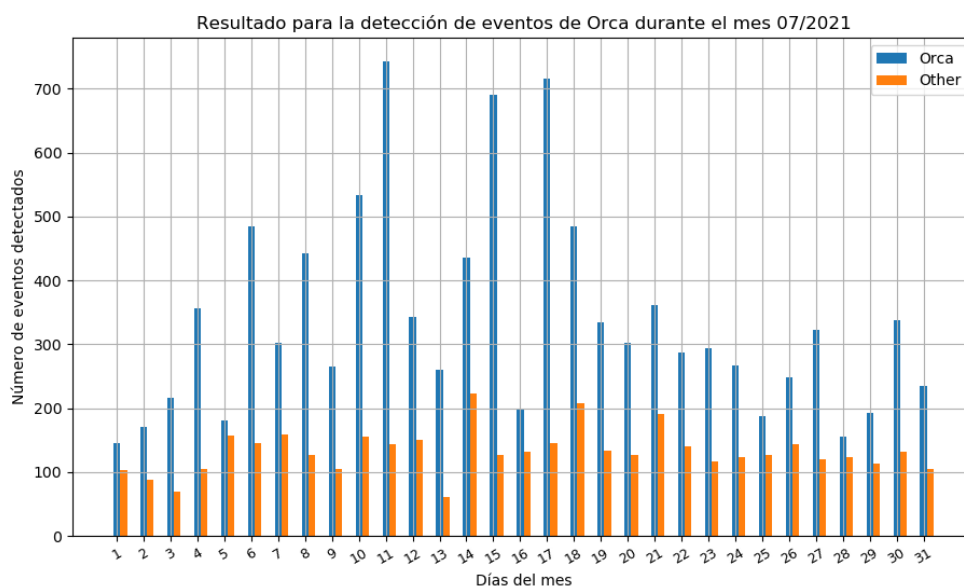
(b) Eventos registrados durante el día 08/07/2021 por *SmartNode*

Figura 4.9 Eventos acústicos registrados durante un día completo por el sistema *SmartNode*

obstante, al analizar el número de eventos detectados a lo largo del mes y las etiquetas asignadas por la red, se puede notar cierta temporalidad en las detecciones. En la Figura 4.11 se muestran las detecciones mensuales realizadas por el sistema junto con las etiquetas correspondientes. Como se puede apreciar, el número de eventos detectados aumenta gradualmente durante los meses de verano y



(a) Eventos registrados durante el mes de junio por *SmartNode*



(b) Eventos registrados durante el mes de julio por *SmartNode*

Figura 4.10 Eventos acústicos registrados durante un mes completo por el sistema *SmartNode*

otoño. También se puede notar que, aunque durante los primeros meses de despliegue del sistema, el número de eventos etiquetados como *Otros* aumentó, llegó un punto en el que se estabilizó. En cuanto a la clase *Orca*, los eventos detectados oscilan a lo largo del año debido a la influencia de la

ubicación del hidrófono dentro de las piscinas (los entrenadores introducen rotaciones entre las orcas y su ubicación en las instalaciones).

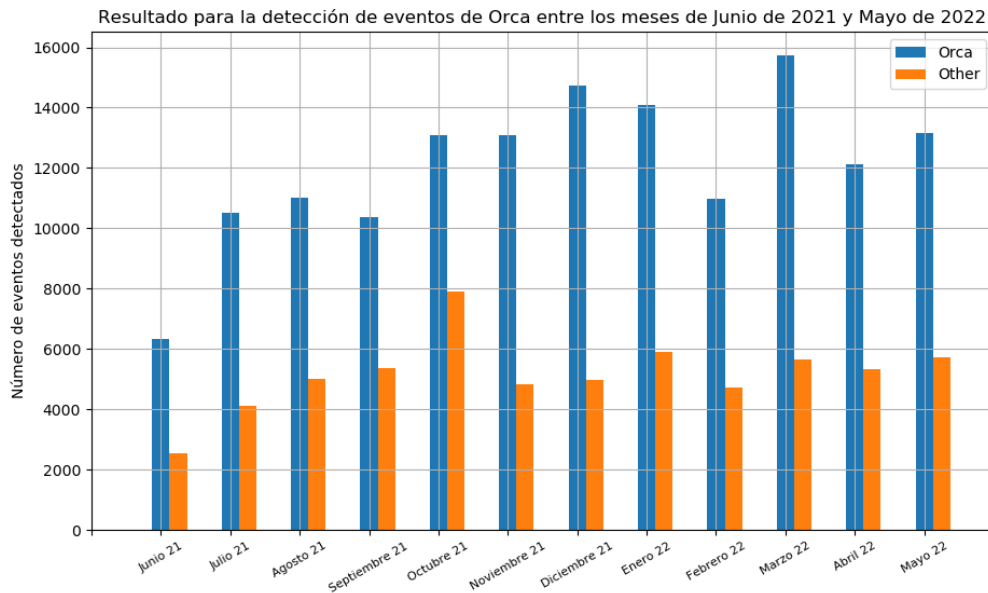


Figura 4.11 Eventos registrados por el sistema entre los meses de junio de 2021 y mayo de 2022 por *SmartNode*.

Este conjunto de resultados obtenidos a través del sistema *SmartNode* y el análisis de los eventos acústicos capturados aportan una visión sobre el comportamiento acústico de las orcas presentes en las instalaciones. Estos resultados proporcionan información detallada sobre la actividad acústica de las orcas y su relación con factores ambientales y humanos.

El análisis por horas y por días muestra patrones temporales en la actividad acústica de las orcas. Se observa una variación en el número de eventos detectados a lo largo del día, con un incremento durante las horas diurnas. Este patrón puede estar relacionado con los ciclos de alimentación, actividad y descanso de las orcas. También se detecta una tendencia estacional, con un aumento gradual en el número de eventos durante los meses de verano y otoño. Estos resultados pueden indicar cambios en el comportamiento de las orcas en relación con la disponibilidad de alimentos, la reproducción u otros factores ambientales.

Es importante destacar que los resultados obtenidos a través del sistema *SmartNode* permiten una monitorización continua y a largo plazo de la actividad acústica de las orcas, tal y como se planteó inicialmente. Esto proporciona una visión más completa y detallada de su comportamiento acústico en comparación con los métodos tradicionales, que se basan en observaciones limitadas en el tiempo. La capacidad de recopilar datos de forma continua y automatizada permite identificar patrones y tendencias a lo largo del tiempo, lo que puede ser de gran utilidad para comprender los cambios en el comportamiento de las orcas y su relación con el entorno.

4.2. Evaluación del sistema SmartBirds

En esta sección, se presenta el diseño de un experimento destinado a evaluar el rendimiento de los nodos acústicos *SmartBirds*. El objetivo principal de estos nodos es identificar aves de la Macaronesia a través de grabaciones acústicas. Con el fin de comprobar el correcto funcionamiento del nodo y demostrar su capacidad para ejecutar inferencias utilizando redes neuronales. El propósito fundamental de este experimento es demostrar la capacidad de los nodos para caracterizar el paisaje sonoro con un nivel de profundidad adecuado. Para lograrlo, se emplearon los índices acústicos más aceptados en el estado del arte (véase la sección 2.2.2), que proporcionan medidas cuantitativas del entorno acústico. Además, se utilizó una red neuronal para llevar a cabo la clasificación automática de eventos de pájaros en las grabaciones. Con este experimento, se busca probar que los nodos acústicos son capaces de realizar de manera efectiva y precisa la caracterización del paisaje sonoro, así como la identificación de eventos de aves mediante el uso de técnicas de clasificación basadas en redes neuronales.

Con esta finalidad se llevó a cabo un experimento específico en la zona norte de la isla de Tenerife, en una localización semiurbana con las coordenadas de latitud 28,3769506 y longitud -16,5641964. El experimento consistió en el despliegue de un nodo SmartBirds en esta zona durante un período de 12 horas continuas. Durante este tiempo, se realizó una vigilancia exhaustiva por parte de un observador humano, quien estuvo a cargo de la supervisión de las aves presentes en el área, así como de los eventos acústicos que se produjeron. Esta combinación de monitorización acústica y visual permitió obtener datos completos y precisos sobre la actividad aviar y los eventos sonoros registrados en el entorno.

Un aspecto relevante a destacar es que este objetivo se logra utilizando dispositivos con recursos de *hardware* reducidos y de bajo coste, lo cual demuestra la viabilidad de realizar tareas complejas de monitorización acústica con tecnología accesible.

En las secciones siguientes, se describirá los procedimientos de despliegue del nodo, la recopilación de datos y el análisis realizado posteriormente. Esto permitirá una evaluación exhaustiva del rendimiento de los nodos acústicos *SmartBirds* en el contexto de este experimento específico, así como la validación de su capacidad para realizar tareas de monitorización acústica y clasificación de eventos de aves de manera eficiente y accesible.

4.2.1. Implementación y despliegue del nodo *SmartBirds*

Como se introdujo en la sección 3.5.3, la carcasa del sistema fue diseñada para su fabricación usando impresión 3D FDM al igual que en caso de los nodos *SmartNode*. Adicionalmente, para este prototipo también se fabricaron los encapsulados para los micrófonos MEMS presentados en la sección 3.5.3. El resultado de ambos elementos una vez ensamblados e integrados, puede observarse en las imágenes de la Figura 4.12. Al igual que para los nodos *SmartNode*, los nodos *SmartBirds* cuentan con un código QR que cuenta con su número de serie además de con la clave Wi-Fi para acceder al

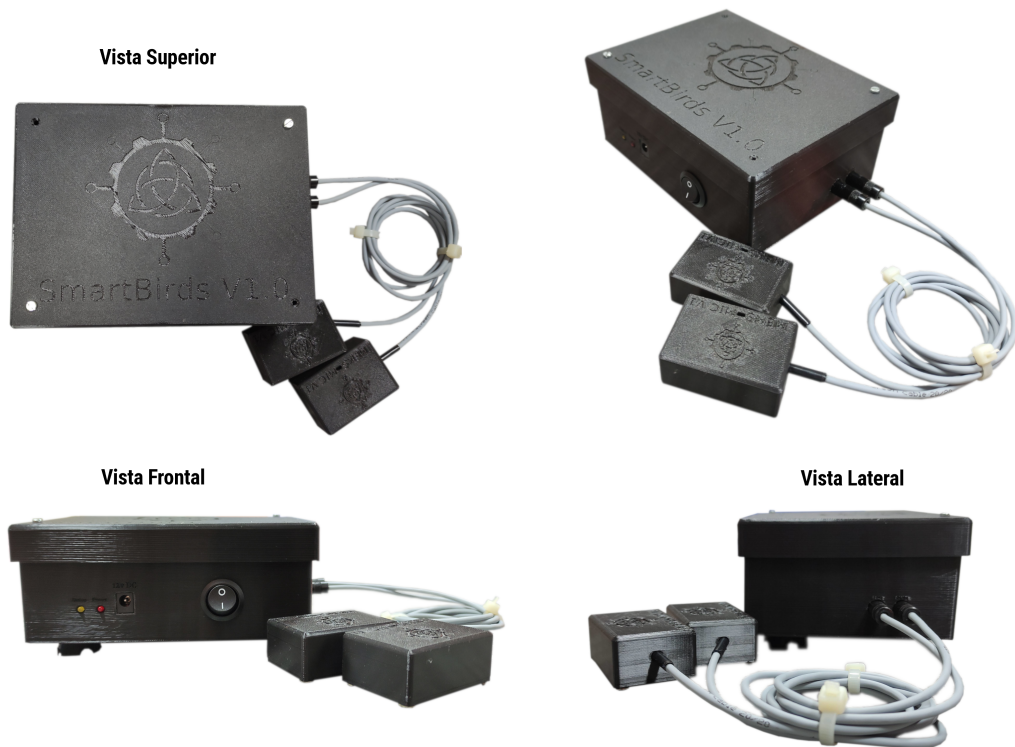


Figura 4.12 Resultado de la fabricación y ensamblaje de la carcasa del nodo *SmartBirds*.

punto de acceso. En cuanto a las características finales del nodo, este tiene un peso aproximado de 500 gramos y su coste ronda los 250€.

4.2.2. Análisis del funcionamiento del nodo inteligente

La evaluación del rendimiento de los nodos durante su despliegue es crucial, tal como se ha mencionado en el caso de *SmartNode*. En esta sección, se examinan los datos de consumo y temperatura registrados por el sistema durante su puesta en funcionamiento ininterrumpido de aproximadamente 12 horas. El análisis de estos datos es fundamental para la evaluación del desempeño del sistema.

El consumo energético es uno de los aspectos más relevantes a la hora de analizar el desempeño de los nodos. En el caso del prototipo *SmartBirds*, se registró un consumo medio aproximado de 450 mA durante su despliegue. La evolución de la corriente consumida por el sistema se muestra en la Figura 4.13, donde se puede apreciar picos de consumo que alcanzan hasta 750 mA, lo que resulta en una potencia consumida de 8 W en momentos puntuales.

En la Figura 4.14, se muestra la potencia alcanzada por el sistema durante sus picos de corriente máximos. Como se explicará posteriormente, estos picos de consumo se deben al aumento en el uso de la memoria RAM y CPU del sistema causado por la ejecución de las redes neuronales para realizar inferencias sobre los eventos capturados. Es importante destacar que, a pesar de estos picos

Resultados y discusión

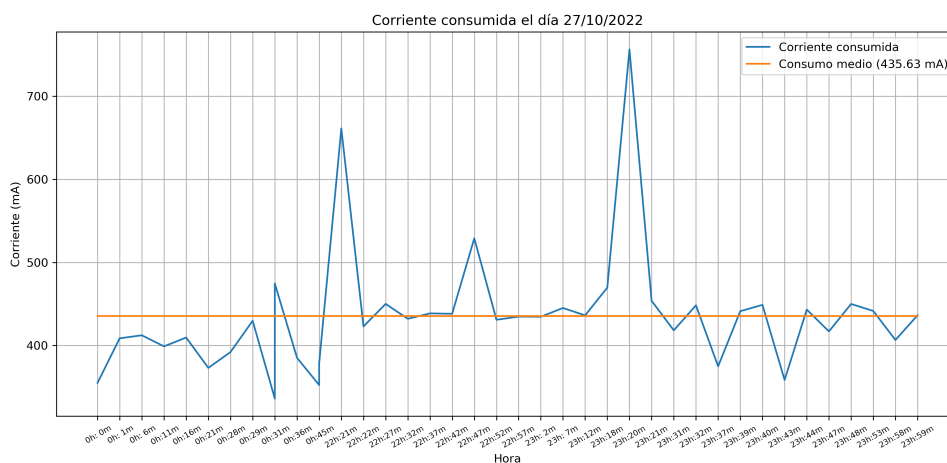


Figura 4.13 Registro de corriente consumida del sistema *SmartBirds* durante su periodo de pruebas

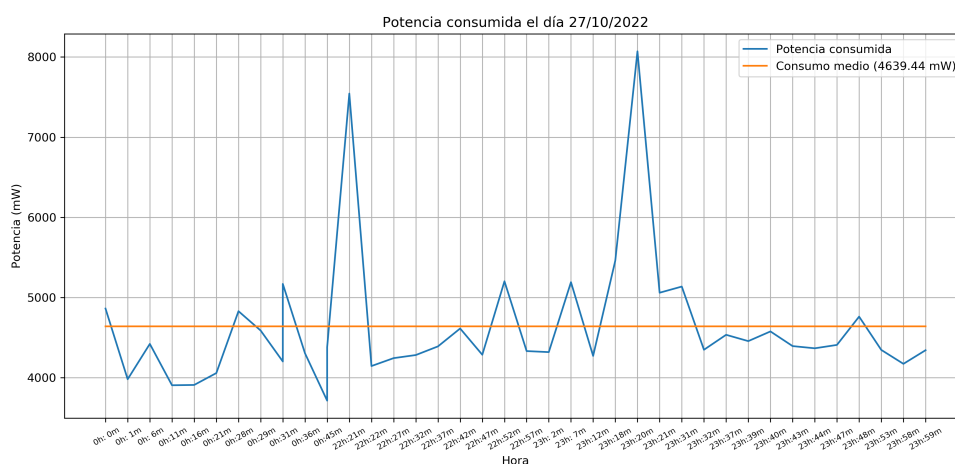


Figura 4.14 Registro de potencia del sistema *SmartBirds* durante su periodo de pruebas

esporádicos de procesamiento e inferencia, el consumo medio del sistema es de aproximadamente 4.5W.

La temperatura de operación del sistema es un factor crítico que puede determinar su durabilidad, especialmente en entornos donde se pueden producir altas temperaturas. En la Figura 4.15 se muestra un fragmento del registro de temperaturas del sistema durante su puesta en funcionamiento. Es evidente la diferencia entre el periodo en el que el sistema estuvo en reposo, sin procesar datos acústicos, y el periodo en el que se realizó el procesamiento y ejecución de inferencias. Durante estos últimos, la temperatura del sistema llegó a alcanzar los 65°C, lo cual podría acortar su vida útil. Para reducir la temperatura durante el procesamiento de los datos, sería necesario rediseñar el encapsulado del sistema para mejorar la disipación de calor. En algunos casos, podría ser necesario incluso utilizar ventilación forzada.

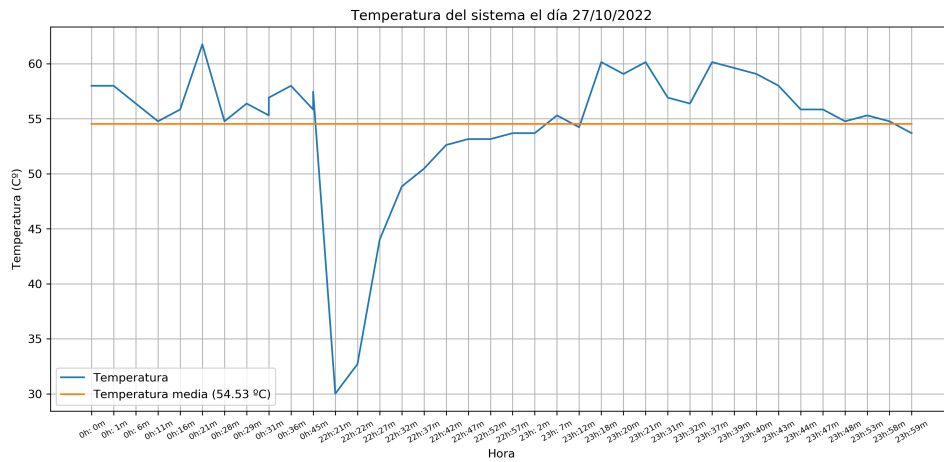


Figura 4.15 Registro de temperaturas del sistema *SmartBirds* durante su periodo de pruebas

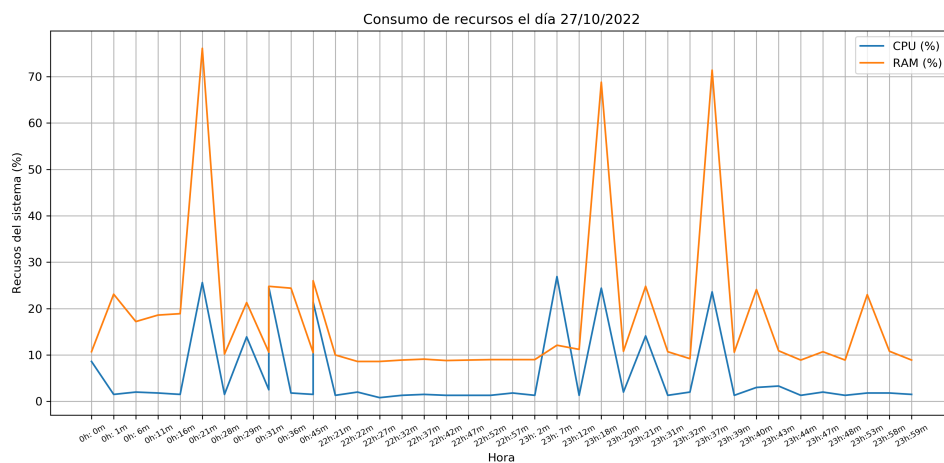


Figura 4.16 Consumo de RAM y CPU del sistema *SmartBirds* durante su periodo de pruebas

Como se mencionó anteriormente, uno de los aspectos más relevantes en el funcionamiento de los nodos *SmartBirds* es el consumo de RAM y CPU. El gráfico de la Figura 4.16 muestra que el consumo de ambos recursos presenta picos coincidentes con los valores máximos de temperatura registrados por el sistema. Estos valores máximos se alcanzan cuando el nodo ejecuta los modelos de inferencia sobre los eventos acústicos. Para mitigar este problema, sería recomendable incorporar un sistema que permita ejecutar las inferencias de forma externalizada, como por ejemplo, el uso de la Google Coral.

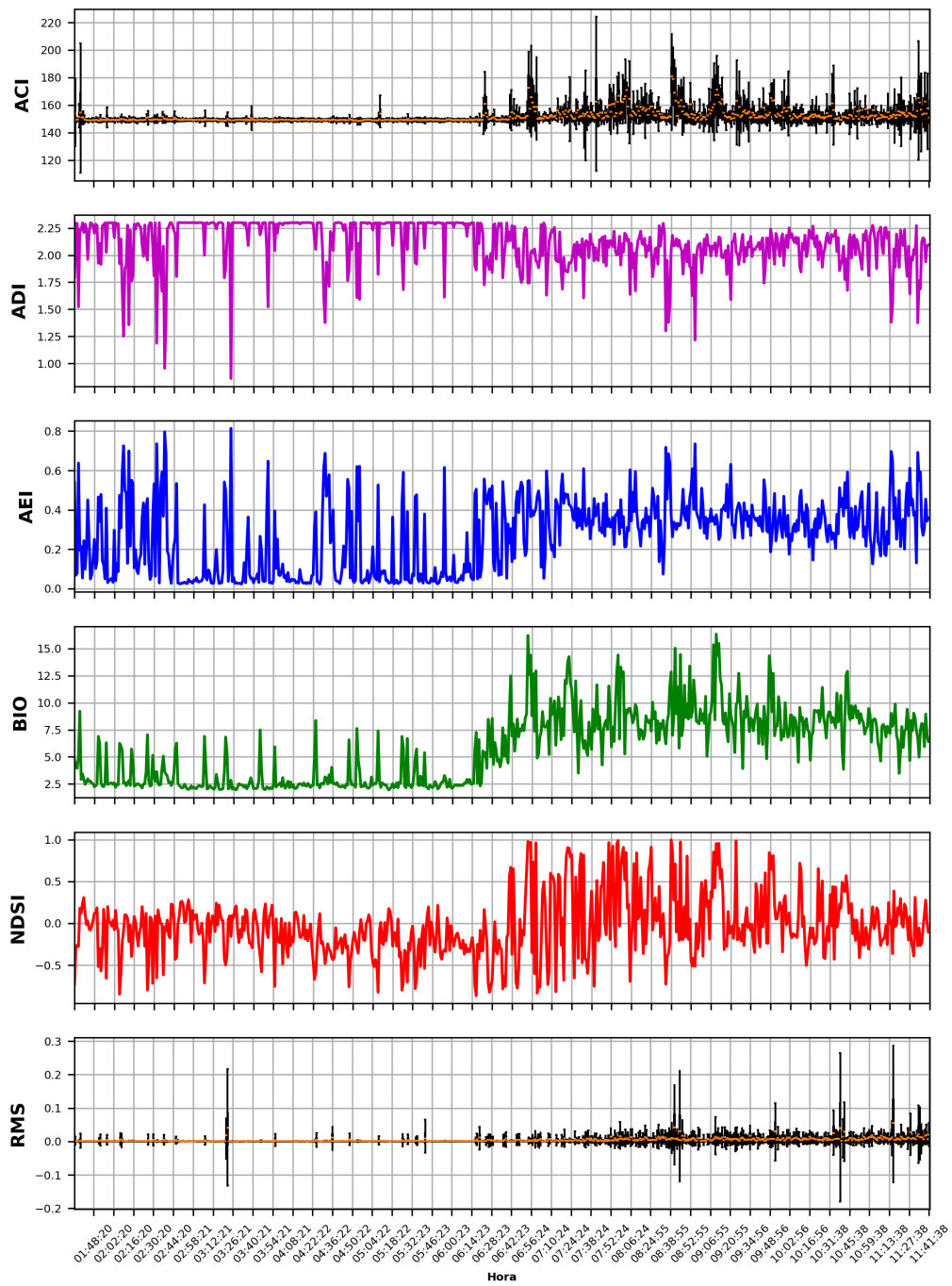


Figura 4.17 Cálculo de índices acústicos por parte del sistema *SmartBids*

4.2.3. Análisis de las grabaciones realizadas por el nodo

Una vez presentados los registros de la telemetría, se analizan las medidas tomadas y los resultados obtenidos. Para la realización de las medidas acústicas, el sistema cuenta con el *software* presentado en la sección 3.5.4. La primera técnica implementada para el análisis de los datos acústicos es el cálculo de los índices acústicos introducidos en la sección 2.2.2.

En el gráfico de la Figura 4.17 se presentan los índices acústicos calculados durante las 12 horas de verificación del instrumento acústico.

El primero de estos índices es el índice ACI, y podemos ver su evolución en el primer gráfico. Para este índice puede observarse como la complejidad acústica se mantiene en niveles bajos hasta el amanecer, punto en el que empiezan a aumentar los valores calculados para este índice. Esta evolución responde al aumento de ruido antropogénico en la zona además de otras fuentes sonoras.

En segundo lugar, se encuentra el índice ADI. Este índice evoluciona partiendo de valores altos, ya que es probable que durante la noche el instrumento únicamente registrara grabaciones completamente silenciosas durante algunos periodos de tiempo. Una vez amanece, el nodo registra un cambio en el valor calculado, lo cuál parece indicar que la diversidad acústica en la zona está aumentando.

El índice AEI, presentado en tercer lugar, confirma los resultados obtenidos para los dos índices anteriores. Un valor bajo calculado para este índice implica una mayor igualdad entre la intensidad de las diferentes bandas de frecuencia integradas, esto es así debido a que durante la noche no han existido periodos con una gran intensidad acústica registrada. Sin embargo, de forma puntual, el sistema registra algunos picos en el cálculo de este índice que pueden corresponder al ruido producido por algún vehículo. Una vez sobrepasada la hora de salida del sol, este índice toma valores más altos, indicando una mayor diferencia de intensidad entre bandas de frecuencia.

El cuarto índice calculado es el índice BIO, que proporciona información similar a la del índice ADI y AEI al mostrar un aumento en la actividad acústica a partir del amanecer después de una noche con poca actividad acústica registrada.

Para analizar el impacto de la actividad humana en el entorno, se introduce en quinto lugar el índice NDSI, el cual calcula la proporción de ruido antropogénico presente en los datos acústicos. Un valor cercano a 1 para este índice indica que la señal acústica está dominada por sonidos producidos por animales, mientras que un valor cercano a -1 indica la predominancia de sonidos producidos por humanos. Durante la noche, los valores del índice se sitúan cercanos a -0,5 debido a la ausencia de eventos producidos por animales y la presencia de ruido generado por vehículos. Sin embargo, a medida que comienza el amanecer y se inicia la actividad vocal de los pájaros, el valor del índice cambia y se acerca a 1, lo que indica una disminución del predominio del ruido antropogénico en la señal al aparecer fuentes correspondientes a la actividad de los pájaros. Conforme pasan las horas, el ruido antropogénico aumenta debido a la disminución de la actividad vocal de los pájaros y el aumento del tráfico vehicular en la zona.

Resultados y discusión

En último lugar, en la Figura 4.17 se presenta el gráfico donde se calcula el RMS (*Root Mean Square*) de la señal capturada por el micrófono, que a grandes rasgos muestra resultados muy similares a los calculados para el índice ACI.

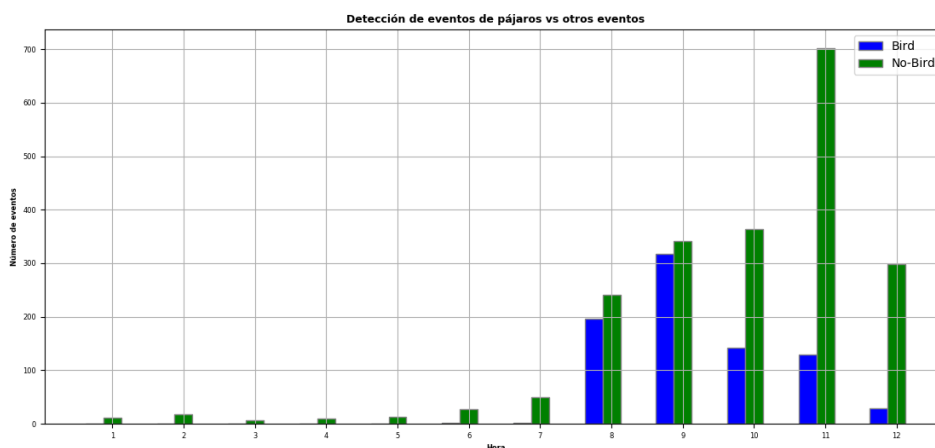


Figura 4.18 Detecciones de eventos de pájaros vs otros eventos

A partir del cálculo de los índices acústicos, se ha explorado la posibilidad de analizar el paisaje sonoro utilizando modelos de inferencia, que se introdujeron en la sección 2.2.2. Además de ser una técnica potente de reducción de datos, se utilizó un clasificador binario para identificar qué eventos acústicos fueron producidos por pájaros y cuáles no. Los resultados de la clasificación binaria se presentan en el gráfico de la Figura 4.18. Como se puede observar en el gráfico, al igual que con los índices acústicos, el número de eventos etiquetados como no-bird aumenta, mientras que los etiquetados como bird disminuyen a medida que pasan las horas del día. Además, durante las horas nocturnas, todos los eventos registrados pertenecen a la clase no-bird, ya que los pájaros no comienzan a vocalizar hasta las 8 AM.

Para realizar la inferencia y el etiquetado de los eventos acústicos como se muestra en la Figura 4.19, se utilizaron las redes neuronales *BirdNet*, *YAMNET* y *kodamaNet*, esta última, creada específicamente para este trabajo. En los gráficos de la Figura 4.20, se muestran las marcas de tiempo de las primeras detecciones de cada etiqueta.

En primer lugar, este tipo de gráfico puede ayudar a determinar la presencia y la distribución de especies de aves en un área determinada. Al analizar las primeras ocurrencias de eventos acústicos, se pueden identificar las especies de aves que están presentes y cuándo suelen estar activas en esa zona. Esto es especialmente útil para la conservación de especies en peligro de extinción, ya que permite a los investigadores evaluar la eficacia de las medidas de conservación y monitorear los cambios en la población de aves a lo largo del tiempo. Además, este tipo de gráfico ayuda a identificar patrones de comportamiento en las especies de aves. Por ejemplo, si una especie de ave es más activa en ciertos momentos del día o en ciertas épocas del año, se pueden hacer inferencias sobre sus

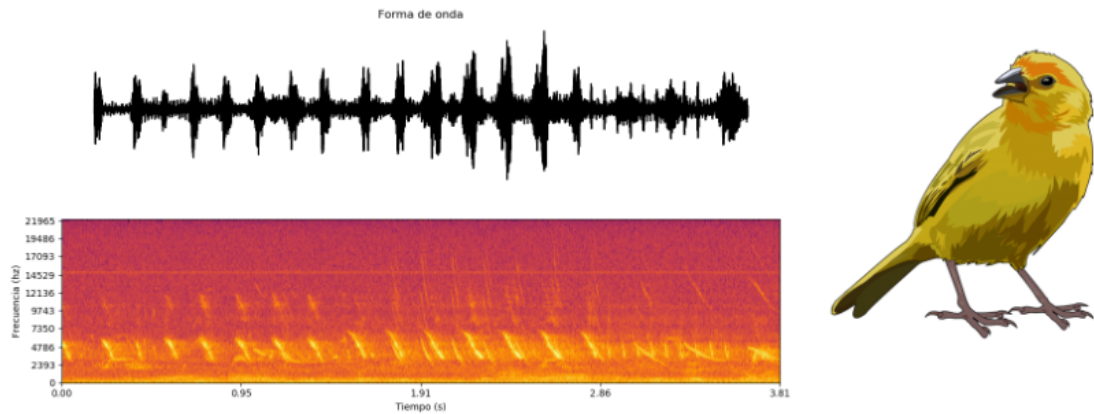


Figura 4.19 Ejemplo de un evento capturado y etiquetado como *Serinus Canaria*

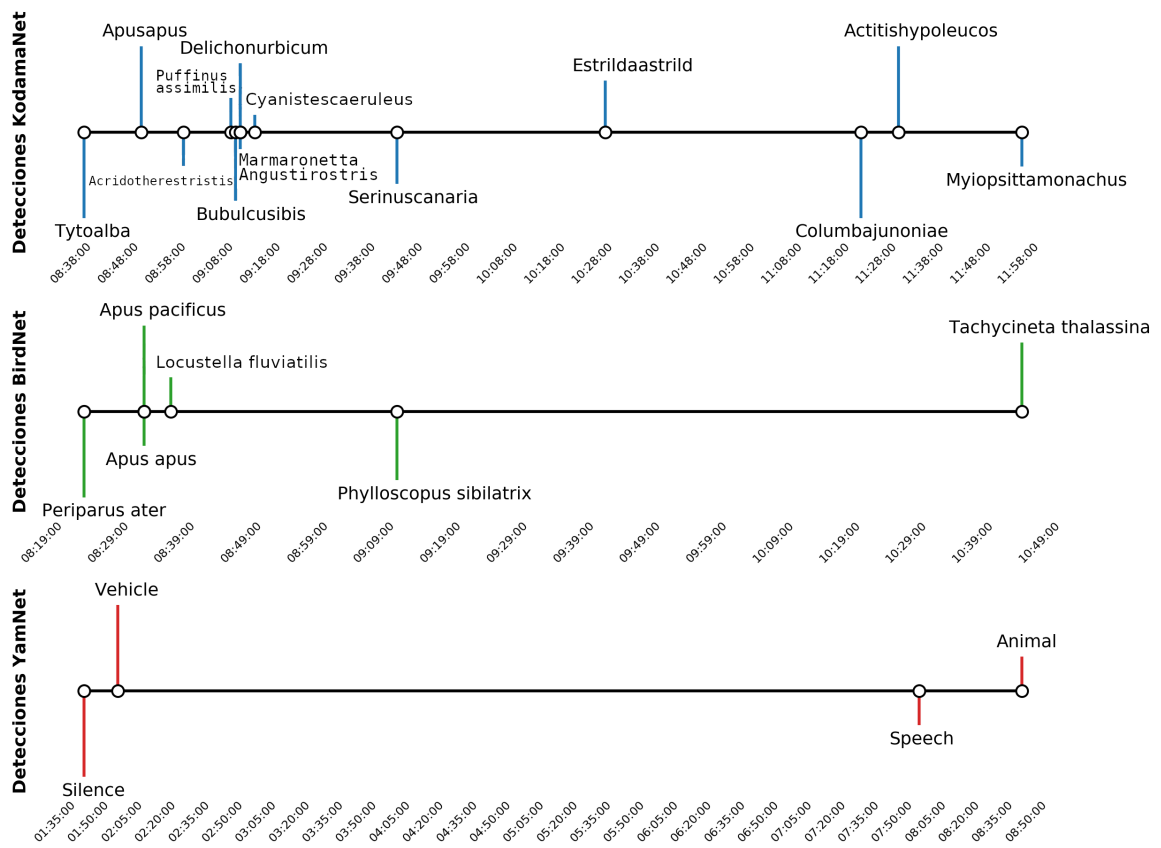


Figura 4.20 Marcas de tiempo de las primeras ocurrencias de los eventos acústicos

patrones de alimentación, reproducción y migración. Por último, esta representación también puede ayudar a evaluar el impacto del ruido antropogénico en las poblaciones de aves. Si se observa una disminución en las primeras ocurrencias de eventos acústicos de una especie de ave, se puede inferir

Resultados y discusión

que la presencia de ruido antropogénico puede estar afectando su comportamiento y su capacidad para comunicarse. El gráfico 4.20, que muestra las primeras ocurrencias de eventos acústicos detectados y etiquetados correspondientes a especies de pájaros puede ser una herramienta importante para evaluar la presencia y la distribución de especies, identificar patrones de comportamiento y evaluar el impacto del ruido antropogénico en las poblaciones de aves.

En el caso del experimento realizado cuyos resultados se muestran en el gráfico de la Figura 4.20 y que corresponde a la red *kodamaNet*, se produjeron detecciones de varias especies. Gracias a la vigilancia del nodo y el paisaje durante las horas de monitorización se detectaron eventos acústicos mal etiquetados y se anotó la presencia de aves en la zona de instalación del dispositivo. Sin embargo, *kodamaNet* etiquetó incorrectamente algunos eventos acústicos, atribuyéndolos a especies como *Acridotheres tristis*, *Puffinus assimilis*, *Bubulcus ibis*, *Marmaronetta angustirostris*, *Estrilda astrild* y *Actitis hypoleucos*. Es posible que estos eventos se hayan etiquetado incorrectamente debido a su captura parcial, la presencia de solapamiento con otra señal o simplemente por una mala inferencia realizada por la red. A pesar de estos errores, la red identificó correctamente algunas otras especies (aproximadamente un 54 % que fueron verificadas mediante la observación directa de las aves durante el experimento), lo que aumenta nuestro conocimiento sobre la presencia de aves en la zona. Es posible que estos resultados mejoren contando con un mejor entrenamiento de la red y desarrollando algoritmos que permitan separar correctamente el solapamiento ocurrido entre cantos de especies diferentes.

Con respecto a la red *BirdNet* y a su desempeño en las detecciones, las etiquetas resultantes corresponden a especies de la misma familia que la especie real. Esto se debe a que las etiquetas para las que originalmente se entrenó *BirdNet* no incluyen las especies presentes en las Islas Canarias. A pesar de esto, el rendimiento de la red en la detección de aves ha sido aceptable siendo posible analizar las familias de especies presentes en el ecosistema con un porcentaje de acierto similar al mostrado por *kodamaNet*, entorno al 50 %. Para facilitar el análisis, en la Tabla 4.1 se muestra una posible equivalencia entre las detecciones de la red *BirdNet* y las especies Canarias a las que pueden corresponderse.

El último gráfico presente en la Figura 4.20, es el de las detecciones de la red YAMNET. En este gráfico se puede observar que la red ha sido capaz de detectar correctamente la presencia de un vehículo, los periodos de silencio y conversaciones entre peatones que pasean por la calle. Además, la red ha detectado correctamente el primer evento acústico producido por un animal.

En la Figura 4.21, se muestra el porcentaje de detecciones de cada etiqueta realizada por las redes *kodamaNet* y *birdNet*. De los resultados, se observa que la especie *Tyto alba*, *Myiopsitta monachus* (debido a que se encuentra en cautiverio cerca del nodo de monitoreo) y *Apus apus* fueron las especies con mayor número de eventos acústicos detectados por la red *kodamaNet*. Mientras tanto, la red *BirdNet* detectó con mayor frecuencia las especies *Periparus ater*, *Locustella fluviatilis* y *Tachycineta thalassina*, tal y como se ha comentado con anterioridad, la equivalencia con las especies Canarias en las detecciones realizadas se encuentra en la Tabla 4.1.

4.2 Evaluación del sistema SmartBirds

DetECCIÓN BirdNet	Especie Canaria con mayor similitud
<i>Apus Pacificus</i>	El equivalente al <i>Apus pacificus</i> , que es una especie de golondrina de mar del Pacífico, en las aves de las Islas Canarias sería el <i>Apus unicolor</i> , conocido comúnmente como Vencejo unicolor. Es una especie de vencejo que se encuentra en las islas Macaronésicas, incluyendo las Islas Canarias.
<i>Periparus ater</i>	El <i>Periparus ater</i> es una especie de ave paseriforme de la familia Paridae, también conocida como carbonero común o herrerillo común. En las Islas Canarias, no existe una especie equivalente a esta, ya que se trata de una especie propia de Europa y Asia. Sin embargo, existen varias especies de aves en las Islas Canarias que pertenecen a la familia Paridae, como por ejemplo el herrerillo común canario (<i>Cyanistes teneriffae</i>) y el carbonero gomero (<i>Parus caeruleus teneriffae</i>).
<i>Apus Apus</i>	El <i>Apus apus</i> es una especie de ave perteneciente a la familia de los vencejos, por lo que su equivalente en las especies de pájaros canarios sería algún tipo de vencejo que habite en esa región. En las Islas Canarias habitan tres especies de vencejos: el Vencejo unicolor (<i>Apus unicolor</i>), el Vencejo común (<i>Apus apus pekinensis</i>) y el Vencejo cafre (<i>Apus caffer</i>). Sin embargo, es importante destacar que ninguna de estas especies es equivalente al <i>Apus apus</i> europeo en términos taxonómicos, ya que presentan diferencias genéticas y morfológicas.
<i>Locustella fluviatilis</i>	El equivalente más cercano en las especies de aves de las Islas Canarias al <i>Locustella fluviatilis</i> sería el Cistícola chico (<i>Cisticola juncidis</i>), una pequeña ave paseriforme que habita en áreas de matorral y pastizales de dichas islas. Ambas especies tienen en común un canto melodioso y un aspecto discreto y camuflado. Sin embargo, existen diferencias notables en su apariencia y comportamiento, ya que el Cistícola chico tiene un tamaño y forma de cuerpo distintos y es más vocal que el <i>Locustella fluviatilis</i> .
<i>Phylloscopus sibilatrix</i>	El equivalente al <i>Phylloscopus sibilatrix</i> en las especies de pájaros de Canarias es el <i>Phylloscopus collybita</i> , también conocido como mosquitero común o zarcerillo común. Ambas especies pertenecen a la familia Phylloscopidae y comparten algunas características físicas y de comportamiento. Sin embargo, el <i>Phylloscopus sibilatrix</i> es una especie migratoria que cría en Europa y Asia y pasa el invierno en África, mientras que el <i>Phylloscopus collybita</i> es una especie residente en Canarias y otras partes de Europa y Asia.
<i>Tachycineta thalassina</i>	El <i>Tachycineta thalassina</i> , también conocido como golondrina del mar o vencejo americano de árbol, es una especie de ave que se encuentra principalmente en América del Norte y América Central. No existe una especie equivalente en las Islas Canarias, ya que esta ave no es nativa de esta región del mundo. Las especies de aves que se encuentran en las Islas Canarias son endémicas de la región y no tienen equivalentes directos en otras partes del mundo.

Tabla 4.1 Equivalencia de especies Canarias de las detecciones de BirdNet

Por último, si se realiza un análisis del número de eventos etiquetados por la red YAMNET para evaluar el posible ruido antropogénico, obtenemos un gráfico como el que se muestra en la Figura 4.22. En este gráfico se puede apreciar que la mayor fuente de eventos acústicos de origen no animal se produce por vehículos. Además, se observa una gran cantidad de eventos acústicos de origen antropogénico debido a conversaciones entre personas. En último lugar, se encuentran los eventos producidos por animales, lo que sugiere que en este entorno hay una mayor presencia de eventos acústicos de origen antropogénico que de origen animal.

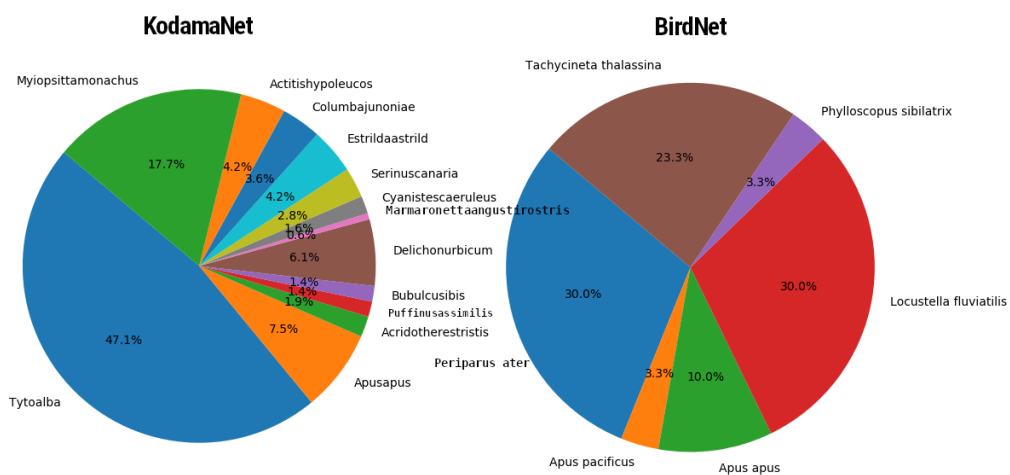


Figura 4.21 Detecciones de las redes *kodamaNet* y *BirdNet*

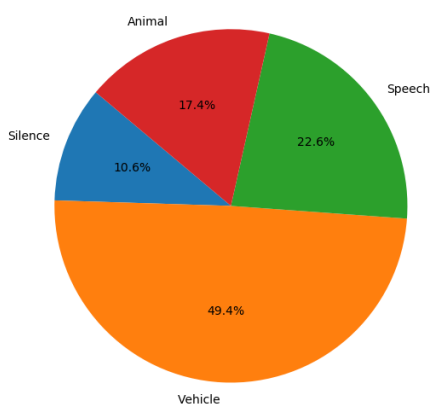


Figura 4.22 Detecciones de la red YAMNET

En conclusión, el nodo *SmartBirds* ha demostrado su capacidad para realizar cálculos en tiempo real de los índices acústicos utilizando datos de audio ambiental. Este avance representa una contribución significativa, ya que ha sido posible incorporar un modelo neuronal en un nodo, potencialmente aislado, lo que permite el estudio de un ecosistema durante un período prolongado.

Un aspecto destacado es la implementación de tres redes neuronales distintas en el nodo, lo cual demuestra la viabilidad de este tipo de desarrollos. Sin embargo, se ha observado que estas redes podrían beneficiarse de un mayor entrenamiento para mejorar su precisión. En particular, el modelo *kodamaNet* muestra un rendimiento que puede ser mejorado con un conjunto de datos más extenso, lo que contribuiría a una mejor generalización del modelo y, por ende, a una mayor precisión en las clasificaciones realizadas.

Es importante destacar que el uso de modelos de aprendizaje profundo en el nodo *SmartBirds* representa un paso prometedor para el análisis acústico en tiempo real. La capacidad de realizar inferencias utilizando diferentes modelos abre nuevas posibilidades para el estudio y monitoreo de los ecosistemas. No obstante, se reconoce la necesidad de ampliar el conjunto de datos de entrenamiento para mejorar la precisión y garantizar una mayor confiabilidad en las clasificaciones realizadas.

En resumen, el nodo *SmartBirds* ha logrado calcular los índices acústicos en tiempo real a partir de la captura de audio ambiental. La incorporación de modelos de aprendizaje profundo ha sido un hito significativo, aunque se reconoce la importancia de un mayor entrenamiento y un conjunto de datos más extenso para mejorar la precisión y la generalización de los modelos. Este avance proporciona una base sólida para futuros desarrollos en el estudio y monitoreo de ecosistemas mediante el análisis acústico.

4.3. Evaluación del sistema MASE

El propósito principal de este experimento es demostrar la viabilidad y eficacia de la caracterización del paisaje sonoro mediante campañas de monitorización acústica a largo plazo, utilizando dispositivos de bajo coste y técnicas de reducción de datos, como los índices acústicos. Además, se pretende mostrar que es posible analizar el estado del paisaje sonoro a partir de los datos extraídos del instrumento MASE y obtener información relevante sobre la contaminación acústica marina en la zona de estudio.

El instrumento MASE ha sido desplegado en una boya científica denominada Morgan, ubicada en la Bahía de Gando, en Gran Canaria (latitud: 27,929780 y longitud: -15,3647185), desde marzo de 2020.

El instrumento MASE, instalado en la boya, desempeña un papel fundamental en la monitorización de la contaminación acústica marina en la zona de estudio. A través de la captura de audio ambiental, MASE permite calcular en tiempo real el índice de ruido submarino, contribuyendo así a la caracterización del paisaje sonoro marino. Desde su despliegue, este instrumento ha estado funcionando de forma continua durante más de un año y medio, proporcionando datos valiosos sobre el paisaje sonoro de la Bahía de Gando y sus alrededores.

El experimento que se presenta en esta sección se centra en el despliegue del instrumento dentro de la boya científica Morgan, con el objetivo de llevar a cabo una campaña de monitorización acústica de larga duración. Durante este experimento, se recopilaban datos acústicos de manera continua, salvo un período de 4 semanas en noviembre de 2020 en el cual se retiró la boya completa de su ubicación para realizar tareas de mantenimiento y limpieza.

En las secciones siguientes, se detallarán los procedimientos de despliegue del instrumento, la recopilación de datos y el análisis realizado. Esto permitirá una evaluación del rendimiento de los nodos acústicos y la validación de su capacidad para llevar a cabo campañas de monitorización acústica de larga duración, contribuyendo así al estudio de la contaminación acústica marina y su impacto en los ecosistemas marinos.

4.3.1. Implementación y despliegue del sistema MASE

La Figura 4.23 muestra el aspecto final del instrumento después de su fabricación y montaje. La carcasa exterior del instrumento acústico pesa 12,3 kg, según la tabla de pesos de los elementos de PVC en la Tabla 3.8. La estructura de la bandeja tiene un peso de aproximadamente 500 gramos, mientras que la bandeja interna con los componentes electrónicos tiene un peso aproximado de 1,2 kg. En resumen, el peso total del instrumento es de alrededor de 14 kg, y su coste total es inferior a 1.500€.

Después de su ensamblaje, el instrumento acústico MASE fue instalado en la bahía de la boya y se conectó al sistema de alimentación y comunicación disponible. El hidrófono se encuentra unido a la cadena de anclaje que conecta la boya con el fondo marino y se despliega a una profundidad de alrededor de 7 metros para realizar las capturas acústicas.

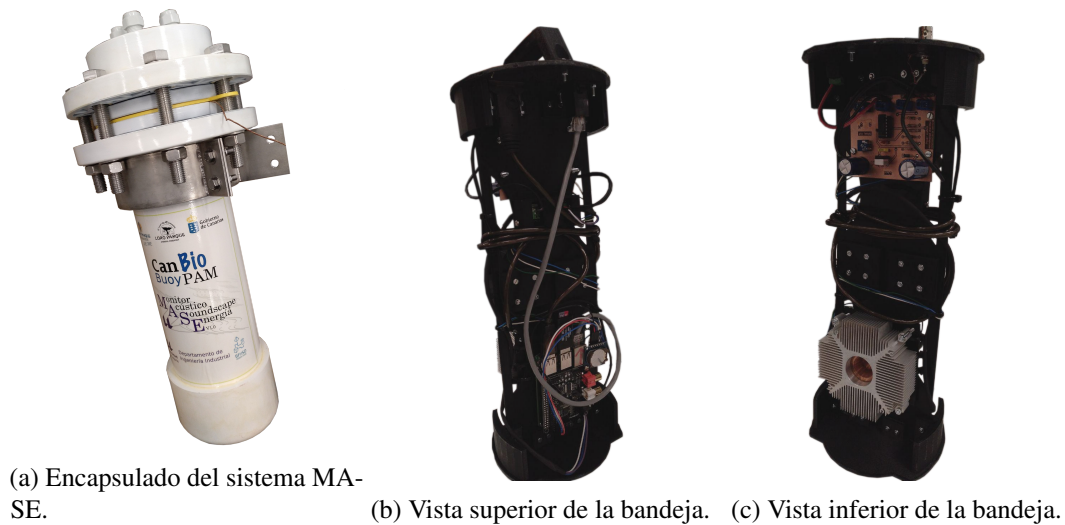


Figura 4.23 Sistema MASE 1.0 una vez ensamblado.

4.3.2. Análisis del funcionamiento del sistema MASE

En esta sección se aborda el funcionamiento del instrumento a lo largo de su periodo de operación, que ha superado el año y medio continuo, con la excepción de tres periodos para realizar operaciones de mantenimiento y limpieza. Para entender mejor su rendimiento, se examinarán dos aspectos clave: el consumo de energía y el análisis térmico del sistema.

Como se mencionó en la sección 3.6 del capítulo 3, la boya se alimenta con energía solar, por lo que es crucial controlar el consumo de energía de los instrumentos instalados en ella para evitar que se exceda la cantidad de energía producida y almacenada en las baterías asignadas en la boya. Por lo tanto, es necesario caracterizar y medir adecuadamente el consumo de energía durante la fase de prueba de los instrumentos. La figura 4.24 muestra el consumo de energía del instrumento durante la configuración inicial y en la fase posterior de funcionamiento estacionario. Se observa un pico inicial relacionado con la recarga de los supercondensadores del sistema de alimentación ininterrumpida. Estos picos se producen esporádicamente durante el funcionamiento del sistema por los ciclos de funcionamiento de este sistema. Después de 50 segundos, el consumo medio se estabiliza en aproximadamente 0,70 A, lo que representa alrededor de 8,4 W de potencia. No obstante, se pueden apreciar algunos picos debido a la conmutación del circuito de carga de los condensadores del SAI, lo que requiere una cantidad significativa de corriente.

Tras analizar las curvas de consumo del instrumento MASE, concluimos que su consumo es adecuado considerando los subsistemas que contiene. Además, estas curvas nos permitieron mantener el instrumento funcionando de manera continua desde su instalación hasta la fecha, sin experimentar fallos en las baterías de la boya científica.

Para reducir aún más el consumo de energía del instrumento MASE, se plantea la posibilidad de alimentar la Raspberry Pi 3B+ directamente a 12 V, evitando así la conversión de voltaje realizada

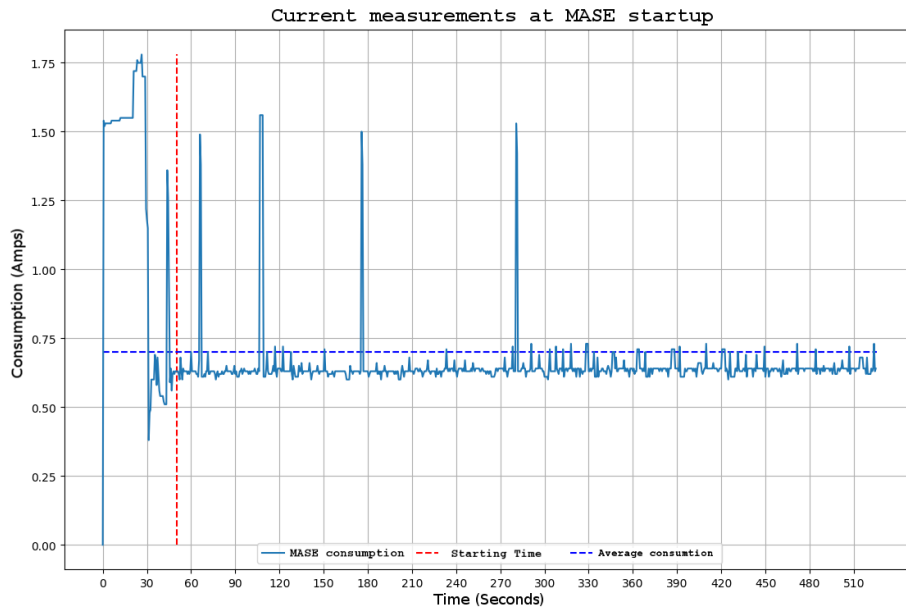


Figura 4.24 Consumo de MASE durante el arranque y su funcionamiento.

por el sistema de alimentación mencionado en la sección 3.6. Para ello, se requeriría un modelo diferente para el SAI. Esta opción fue probada en una segunda iteración del sistema de alimentación del instrumento, logrando un consumo de energía estimado de 0.4 A con un pico de arranque de 1 A.

Teniendo en cuenta el consumo real de energía del instrumento MASE, se logró determinar las especificaciones mínimas de la fuente de alimentación necesarias para la boya científica. Esto se verificó utilizando un modelo teórico de irradiación solar en la zona de despliegue, las especificaciones de los paneles solares y la batería instalados en la boya, obteniéndose resultados satisfactorios.

Para asegurar un funcionamiento adecuado del sistema es fundamental mantener la temperatura de la CPU de la Raspberry Pi en rangos seguros. De lo contrario, el sistema puede experimentar fallas o incluso dejar de funcionar por completo. Como se mencionó previamente para los demás nodos, el fabricante de la Raspberry Pi establece un límite de temperatura de 85°C . Para supervisar la temperatura de la CPU y comprender su comportamiento dentro de la tapa durante el funcionamiento, se decidió registrar y enviar el valor de la temperatura junto con los datos acústicos. La Figura 4.25a muestra la evolución de la temperatura durante el mes de abril de 2021, donde se observa que la temperatura máxima de la CPU se alcanza entre las 9:00 y las 18:00 horas, durante las horas de mayor exposición a la luz solar. Este comportamiento es similar al de la Figura 4.25b, que muestra la temperatura exterior en la ubicación de la boya. Como era de esperar, la temperatura dentro del instrumento está relacionada con la temperatura exterior. Es importante destacar que mantener la CPU de la Raspberry Pi dentro de los límites de temperatura seguros es crucial para el correcto funcionamiento del sistema en su conjunto.

Afortunadamente, la carcasa del instrumento acústico está en contacto directo con el agua del mar, lo que permite disipar parte del calor generado en su interior. Durante el tiempo de funcionamiento

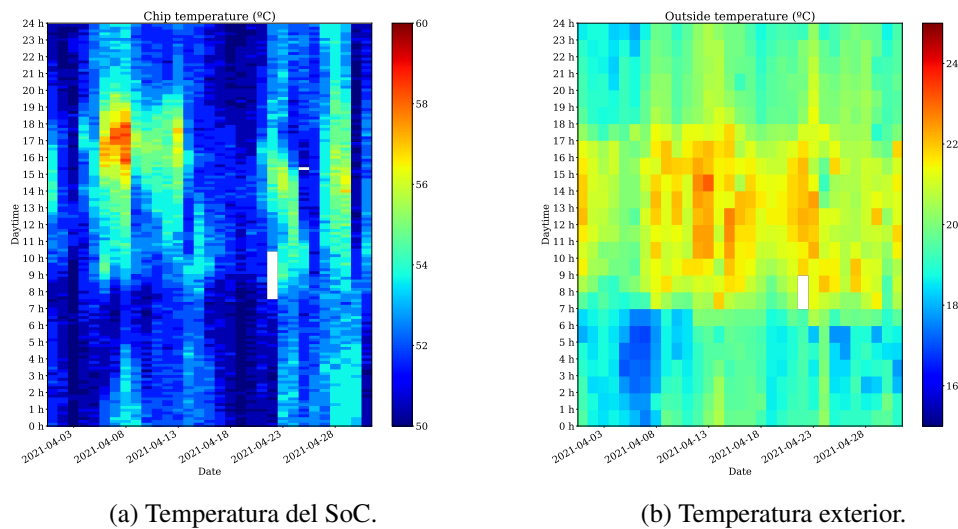


Figura 4.25 Evolución de la temperatura (Abril, 2021).

del MASE en el mar, la temperatura alcanzada se mantuvo por debajo del límite, lo que indica que el diseño de la carcasa y la disipación son adecuados para mantener el instrumento en funcionamiento.

4.3.3. Análisis de los datos recogidos por el sistema

Una vez analizados todos los parámetros que determinan el funcionamiento de MASE, es posible analizar las medidas tomadas por el instrumento durante el periodo de estudio. La Figura 4.26 resume el paisaje sonoro durante un periodo de tiempo de más de un año y medio. Se trata de un espectrograma en falso color [72], que muestra la actividad en las diferentes bandas de frecuencia logarítmica. El canal rojo muestra la energía espectral, el canal verde muestra el índice ACI, y el canal azul corresponde al índice H_t , como se define en la sección 3.6.3.2 del capítulo 3.

Las zonas negras del gráfico corresponden a los periodos de no funcionamiento por mantenimiento u otras contingencias. Estos índices han sido recuperados del instrumento MASE durante su tiempo de funcionamiento gracias al sistema de comunicación. Para su representación, se realizó una ecualización del histograma de cada imagen de índice y se normalizó entre 0 y 1.

Como se introdujo en el capítulo 3, el instrumento se configuró para lanzar un conjunto de índices cada 10 minutos, lo que corresponde a un corte vertical en el espectrograma de falso color. Esto se consiguió estableciendo los parámetros de configuración N y M descritos en la sección 3.6.3.2 del capítulo 3. El valor de N se fijó en 4096 mientras que el valor de M se fijó en 28125. Para la captura de los datos, la frecuencia de muestreo de la tarjeta de sonido se fijó en 192 kHz.

Se puede observar que la descripción del paisaje sonoro proporcionada por estos tres índices ha cambiado a lo largo del tiempo, permitiendo distinguir tres periodos principales. Este cambio de actividad se observa entre los periodos de abril a junio de 2020 y los valores medidos de agosto a

Resultados y discusión

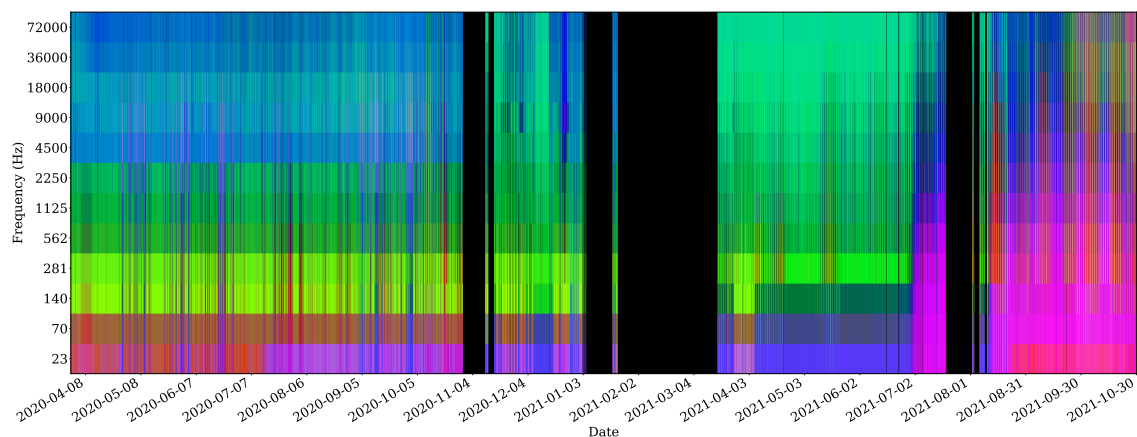


Figura 4.26 Índices acústicos implementados en MASE (ACI, H_t , y energía espectral) integrada en un solo gráfico como un espectrograma.

noviembre de 2021 en las frecuencias bajas. El primer periodo es durante el bloqueo en Canarias por la pandemia y el segundo es el inicio del fin de las restricciones del COVID-19 y la primera actividad antrópica. Así, se puede observar que en un periodo en el que el ruido antropogénico introducido por los barcos en la zona no está presente, el paisaje sonoro y en consecuencia las mediciones del instrumento son diferentes. También se observan otros cambios en la Figura 4.26. Para relacionarlos con una causa concreta es necesario realizar experimentos de observación de larga duración en la zona.

Una comparación detallada entre los índices obtenidos durante el confinamiento debido a la pandemia y los captados durante el restablecimiento de la actividad marítima puede verse en la Figura 4.27. La columna de la izquierda muestra la evolución de los tres índices durante un periodo de confinamiento, mientras que la columna de la derecha muestra la evolución de los índices durante un periodo de tiempo después del confinamiento. Como puede observarse, la energía espectral y el índice ACI muestran una variación significativa de los niveles sonoros. Para el índice H_t , los valores se mantienen algo más similares, por lo que en el caso del estudio, los dos índices anteriores parecen aportar más información. Se observan notables variaciones en las bandas de octava entre 23 y 4,5kHz. Dentro de este rango de bandas se encuentran las incluidas en el indicador 11.2.1 de la Directiva Europea de Estrategias Marinas. Este cambio apreciable, puede deberse a la actividad antropogénica en la zona de estudio. Además, también se observa un comportamiento periódico en la columna de la derecha, donde se espera una mayor actividad antropogénica, que coincide con los ciclos diurnos y nocturnos.

La integración de la información del paisaje sonoro en un único gráfico, como el de la Figura 4.26, reduce la cantidad de datos necesarios para el análisis de ese paisaje sonoro. En general, para obtener un gráfico de este tipo es necesario analizar grandes archivos de datos acústicos en bruto en un procesamiento fuera de línea y con una latencia de algunos meses. Pero MASE es capaz de

4.4 Discusión general de los resultados obtenidos

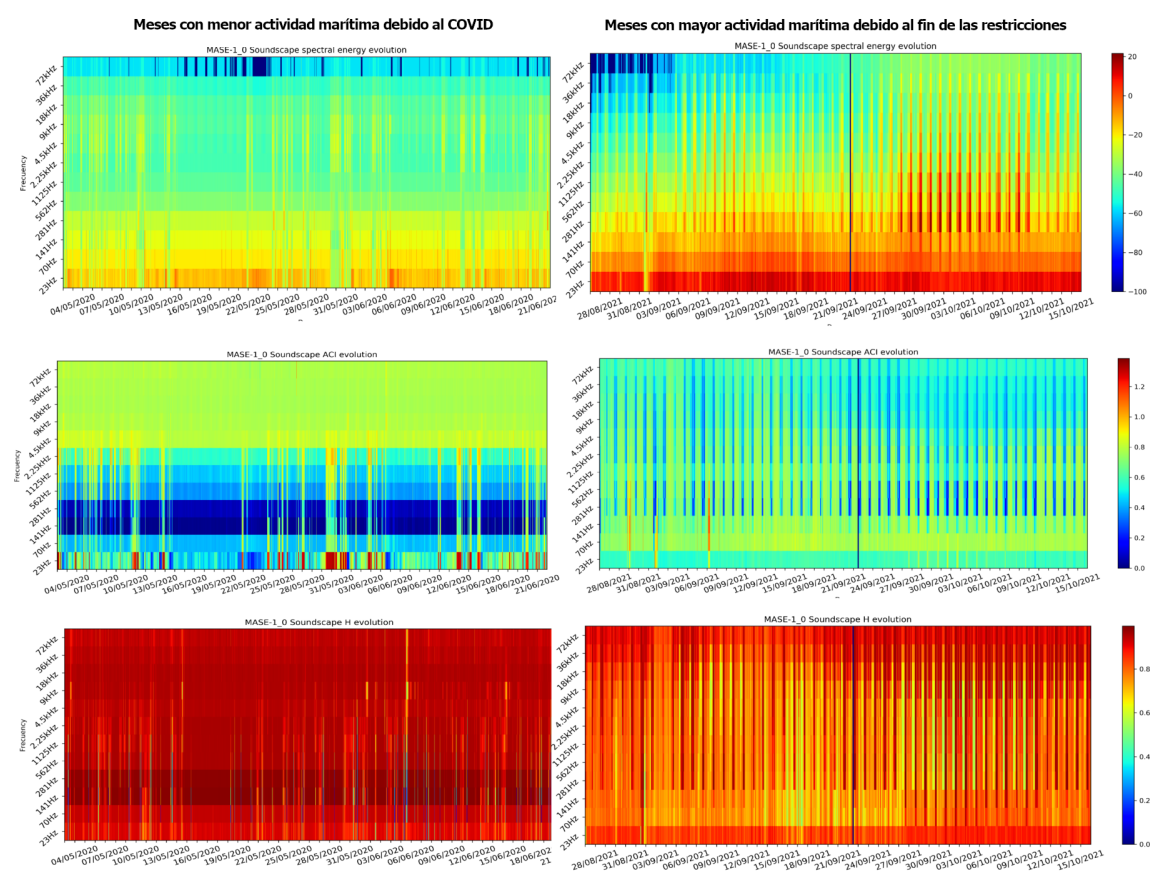


Figura 4.27 Índices acústicos obtenidos durante el confinamiento frente la vuelta a la actividad marítima (energía espectral, ACI, y H_t).

procesar el audio en tiempo real y enviarlo a un servidor de datos remoto cada 10 minutos. De este modo, MASE permite analizar los paisajes sonoros de forma eficaz y eficiente, pudiendo obtener estos datos procesados desde la boya científica remota mientras se producen. Además, como el instrumento acústico es reprogramable, es posible implementar tantos índices como sean necesarios para caracterizar el paisaje sonoro a estudiar. Esto permitiría ampliar el conjunto de índices acústicos para obtener una visión más profunda del paisaje sonoro de la zona de estudio.

4.4. Discusión general de los resultados obtenidos

La evaluación de los tres nodos acústicos desarrollados ha obtenido resultados satisfactorios en cuanto a la consecución del objetivo de cada experimento. Cada nodo ha sido adaptado y configurado específicamente para su entorno de estudio, lo que ha permitido capturar y procesar de manera efectiva los eventos acústicos relevantes en cada escenario. Estos resultados han proporcionado

Resultados y discusión

una comprensión más completa y detallada de los fenómenos acústicos en los diferentes contextos investigados.

La estabilidad térmica de los nodos inteligentes, así como su capacidad para funcionar en diferentes temperaturas de operación, son aspectos críticos para el correcto funcionamiento de los dispositivos en los diferentes escenarios de monitorización en los que se emplean. En la sección 3.3, se presentó una arquitectura especialmente diseñada para abordar estas cuestiones, lo que ha demostrado ofrecer resultados satisfactorios en varios escenarios experimentales. Uno de los logros destacables de esta arquitectura es su capacidad para adaptarse a las diversas necesidades de monitorización, lo que la hace altamente versátil y aplicable tanto en entornos terrestres como marinos tal y como se muestra en la adaptación de encapsulados en las secciones 3.4.2, 3.5.3 y 3.6.2. La estabilidad térmica de los nodos ha sido probada en cada uno de los escenarios experimentales, asegurando que estos dispositivos puedan operar en condiciones ambientales adversas sin afectar su rendimiento. Además, los resultados de los experimentos han demostrado que estos diseños presentan un consumo energético moderado. Esta característica es de vital importancia, ya que permite desplegar los instrumentos durante campañas de monitorización de larga duración sin depender de fuentes de energía con grandes sistemas captura y acumulación. De esta manera, se logra una mayor eficiencia y autonomía para los nodos inteligentes. En cuanto a la gestión de recursos, la arquitectura utilizada y el *software* implementado se han optimizado para aprovechar al máximo los recursos disponibles en el *hardware* utilizado. Esto ha permitido que el procesamiento en los nodos funcione adecuadamente en la mayoría de aplicaciones. Sin embargo, es importante mencionar que para ciertas tareas que involucren redes neuronales específicas, el sistema puede exigir un mayor rendimiento del *hardware*, tal como se destaca en la sección 4.2.2 donde la ejecución de las redes neuronales ha provocado una temperatura de operación mayor junto con un mayor consumo de recursos.

El nodo *SmartNode* ha proporcionado información sobre el comportamiento acústico de las orcas en las instalaciones. Los resultados revelaron un aumento de la actividad acústica, posiblemente relacionado con la actividad humana en el entorno de las orcas o sus actividades diarias, mostrando mayor actividad durante las horas diurnas. Además, se identificaron patrones temporales y estacionales en la actividad acústica, sugiriendo cambios en su comportamiento debido a factores ambientales y biológicos. La monitorización continua y a largo plazo del comportamiento acústico de las orcas, facilitada por *SmartNode*, fue fundamental para obtener estos resultados. Además, la capacidad de realizar inferencias con una red neural desde estos nodos permitió un análisis más profundo del entorno acústico y los eventos generados. Es relevante mencionar que los *SmartNodes* se mantuvieron dentro de los márgenes normales de temperatura de operación durante toda la investigación, ya que el entorno de las piscinas no presentaba condiciones tan hostiles como el medio natural.

SmartBirds ha representado un avance en lo referente a los cálculos en tiempo real de índices acústicos utilizando datos de audio ambiental para la caracterización del paisaje sonoro. La implementación de modelos de aprendizaje profundo ha sido clave para lograr inferencias sobre especies de aves y la caracterización detallada de los paisajes sonoros terrestres mediante la identificación de los individuos presentes en el medio. Aunque se reconoce la necesidad de ampliar el conjunto

4.4 Discusión general de los resultados obtenidos

de datos de entrenamiento para mejorar la precisión de los modelos, los resultados obtenidos con *SmartBirds* ya han demostrado su potencial para el análisis acústico en tiempo real y su contribución al estudio y monitoreo de los ecosistemas. Es importante mencionar que debido al alto consumo de recursos del sistema por parte de la red neuronal implementada en *SmartBirds*, el nodo puede alcanzar temperaturas elevadas durante los periodos de mayor ocupación de la RAM y CPU por lo que habría que implementar modelos más eficientes en cuanto al uso de recursos del sistema. En resumen, el nodo *SmartBirds* ha demostrado su capacidad para realizar cálculos en tiempo real de índices acústicos y realizar inferencias precisas sobre especies de aves y paisajes sonoros terrestres. Aunque se busca mejorar la precisión mediante una expansión del conjunto de datos de entrenamiento, los resultados actuales ya muestran su aportación al estudio y monitoreo de ecosistemas. No obstante, es relevante considerar la gestión de recursos y la estabilidad térmica del nodo debido al alto consumo de recursos de la red neuronal implementada.

El nodo para la caracterización del paisaje sonoro marino, MASE, ha demostrado una efectiva y eficiente capacidad para analizar los paisajes sonoros, proporcionando datos procesados de manera continua y en tiempo real. Su funcionamiento ininterrumpido durante largos períodos de tiempo ha permitido una monitorización constante y detallada del paisaje sonoro en la bahía de Gando, un entorno marino aislado. Además, la integración de los datos en un servidor ha facilitado un seguimiento a largo plazo y la identificación de cambios en los niveles acústicos, evidenciando la diferencia entre los periodos de inactividad acústica inducida por la pandemia y el retorno de la actividad acústica antropogénica.

MASE se destaca como uno de los pioneros en proporcionar información en tiempo real sobre el paisaje sonoro submarino mediante el uso de índices acústicos, prescindiendo de un servidor o equipo externo para el procesamiento de datos. Además, presenta mejoras significativas en comparación con el estado del arte, como su diseño modular y su interfaz analógico-digital integrada, lo que amplía su aplicabilidad para la monitorización acústica de diferentes especies y entornos.

Aunque existen similitudes entre MASE y el instrumento desarrollado por *Diviacco et al* [98], es importante destacar que MASE es uno de los primeros instrumentos en proporcionar información sobre el paisaje sonoro submarino en tiempo real utilizando índices acústicos, sin necesitar un servidor o equipo externo para el procesamiento de datos. Algunas de las mejoras presentes en MASE en comparación con el estado del arte incluyen:

1. Requiere un sistema de alimentación más eficiente y se adapta a diferentes tipos de montajes gracias a su diseño modular.
2. Cuenta con una interfaz analógico-digital integrada en el sistema, lo que se traduce en un menor consumo de energía, mayor cantidad de bits de cuantificación y una mayor frecuencia de muestreo.

Resultados y discusión

Con respecto a la estabilidad térmica del sistema, la temperatura en el interior se ha mantenido estable gracias al contacto entre el agua y el encapsulado del instrumento, por lo que el sistema de procesamiento opera en los rangos de temperatura seguros.

La eficiencia energética de este instrumento ha sido clave debido a su despliegue en un entorno aislado. El consumo de este nodo es adecuado como para ser alimentado mediante un sistema de baterías y paneles solares .

Estos aspectos permiten que MASE sea utilizado para la monitorización acústica de cetáceos y otras especies que emiten vocalizaciones en la banda ultrasónica además de permitir la monitorización del paisaje sonoro marino, demostrando su versatilidad en diversos escenarios de estudio ecoacústico.

En conclusión, los resultados obtenidos en los experimentos validan la confiabilidad, robustez y eficacia de los nodos acústicos desarrollados. Estos dispositivos han demostrado ser herramientas efectivas para la monitorización continua y a largo plazo de diferentes especies y entornos acústicos. Los hallazgos obtenidos a través de estos nodos proporcionan información valiosa para la comprensión del comportamiento acústico de las orcas, aves y el paisaje sonoro en general. Estos avances tecnológicos y resultados tienen implicaciones importantes para la conservación y gestión de las especies estudiadas, así como para el desarrollo de estrategias de conservación más efectivas y decisiones informadas para proteger los ecosistemas y sus especies.

Conclusiones y líneas futuras

Las conclusiones extraídas de esta investigación respaldan la hipótesis planteada al inicio del estudio y destacan las contribuciones de los nodos acústicos desarrollados y las técnicas utilizadas. A continuación, se enumeran las principales conclusiones y contribuciones de cada nodo:

- Los nodos han proporcionado información útil sobre el comportamiento acústico de las regiones en los que han sido desplegados, tal y como se muestra en las secciones 4.1, 4.2 y 4.3. Esta información permite analizar el paisaje sonoro en busca de cambios en las regiones de estudio permitiendo de esta manera analizar el bienestar de los ecosistemas y regiones de estudio.
- La capacidad de realizar monitorización acústica continua y de larga duración ha permitido identificar patrones temporales en los datos recogidos en cada uno de los experimentos realizados. Esto permite un análisis de los cambios relacionados con los factores ambientales y biológicos directamente relacionados con la acústica.
- Los nodos han mostrado una eficiencia energética y un consumo de recursos de *hardware* adecuado para la realización de estudios en entornos hostiles durante largos periodos de tiempo tal y como se evidencia en las secciones 4.1.2, 4.2.2 y 4.3.2 .
- La implementación de modelos de aprendizaje profundo en los nodos *SmartNode* y *SmartBirds* abre nuevas posibilidades para el análisis acústico en tiempo real y el estudio de los ecosistemas mediante dispositivos de bajo coste como los nodos inteligentes. La obtención de resultados por medio de una red neuronal permite al mismo tiempo obtener información más detallada sobre la caracterización del medio y sirve como técnica de reducción de datos almacenados en el sistema, por lo abre la posibilidad de realizar campañas de monitorización durante más tiempo.
- Los modelos de reconocimiento de especies, como en el caso de *SmartBirds* introducido en la sección 3.5.4.4, han obtenido resultados que respaldan el potencial del sistema como una herramienta eficaz para la monitorización acústica de aves y la comprensión de los paisajes

Conclusiones y líneas futuras

sonoros terrestres. Sin embargo, es necesario ampliar el conjunto de datos de entrenamiento para mejorar la precisión de los modelos.

- La integración de MASE en un servidor de datos ha facilitado la monitorización constante y a largo plazo del paisaje sonoro en la bahía de Gando, evidenciando la diferencia entre los periodos de inactividad acústica inducida por la pandemia y el retorno de la actividad acústica antropogénica. Adicionalmente, el uso de índices acústicos para la caracterización del medio presenta una gran ventaja en cuanto a la reducción de datos para la gestión eficiente del almacenamiento del nodo inteligente.
- MASE se destaca como uno de los primeros instrumentos en proporcionar información en tiempo real sobre el paisaje sonoro submarino utilizando índices acústicos, sin requerir un servidor o equipo externo para el procesamiento de datos. Su diseño modular y sus mejoras en eficiencia energética lo hacen adaptable a diferentes escenarios de estudio ecoacústico.

En general, los resultados obtenidos en los experimentos confirman la confiabilidad, robustez y eficacia de los nodos acústicos desarrollados. Estos dispositivos, a pesar de sus limitaciones de recursos de *hardware* y bajo coste, han logrado capturar, procesar y analizar de manera efectiva los eventos acústicos relevantes en cada escenario de estudio. Su diseño modular ha demostrado adaptabilidad a diferentes entornos, lo que ha permitido transferir y reutilizar conocimientos y desarrollos entre diferentes escenarios de monitorización acústica.

En resumen, esta tesis doctoral ha demostrado de manera concluyente la hipótesis inicial y ha generado nuevo conocimiento en el campo de la monitorización acústica usando sensores inteligentes. Los resultados obtenidos en el capítulo 4 mediante la evaluación de los nodos introducidos en el capítulo 3 respaldan la factibilidad y viabilidad de la monitorización acústica de larga duración utilizando nodos acústicos de bajo coste, abriendo nuevas perspectivas para futuras investigaciones y aplicaciones en el ámbito de la conservación del medio ambiente y el estudio de los sonidos del mundo natural.

En cuanto a las líneas abiertas de investigación, se identifican oportunidades para mejorar la eficiencia de las comunicaciones, refinar los modelos de inferencia y optimizar la autonomía y eficiencia energética de los nodos. Estas mejoras podrían impulsar aún más el desarrollo de la monitorización acústica basada en *hardware* de bajo coste, mejorando su efectividad y aplicabilidad en múltiples escenarios.

Bibliografía

- [1] L. Potash. Noise-induced changes in calls of the Japanese quail. *Psychonomic Science*, 26:252–254, 1972.
- [2] Jeffrey Cynx, Rebekah Lewis, Benjamin Tavel, and Hanson Tse. Amplitude regulation of vocalizations in noise by a songbird, *Taeniopygia guttata*. *Animal Behaviour*, 56(1):107–113, July 1998.
- [3] Henrik Brumm and Dietmar Todt. Facing the Rival: Directional Singing Behaviour in Nightingales. *Behaviour*, 140(1):43–53, 2003. Publisher: Brill.
- [4] Peter M. Narins, Albert S. Feng, Wenyu Lin, Hans-Ulrich Schnitzler, Annette Denzinger, Roderick A. Suthers, and Chunhe Xu. Old world frog and bird vocalizations contain prominent ultrasonic harmonics. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 115(2):910–913, February 2004.
- [5] Hans Slabbekoorn and Margriet Peet. Ecology: Birds sing at a higher pitch in urban noise. *Nature*, 424(6946):267, July 2003.
- [6] Emily J. Mockford and R. C. Marshall. Effects of urban noise on song and response behaviour in great tits. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2009.
- [7] David Luther and Luis Baptista. Urban noise and the cultural evolution of bird songs. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 277(1680):469–473, February 2010. Publisher: Royal Society.
- [8] Daniel Patón, Francisco Romero, Javier Cuenca, and Jose Carlos Escudero. Tolerance to noise in 91 bird species from 27 urban gardens of Iberian Peninsula. *Landscape and Urban Planning*, 104(1):1–8, 2012.
- [9] Mario Díaz, Antonio Parra, and Clemente Gallardo. Serins respond to anthropogenic noise by increasing vocal activity. *Behavioral Ecology*, 22(2):332–336, March 2011.
- [10] Henrik Brumm and Peter J. B. Slater. Ambient Noise, Motor Fatigue, and Serial Redundancy in Chaffinch Song. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 60(4):475–481, 2006. Publisher: Springer.
- [11] Iván Rodríguez-Méndez, Jonas Philipp Lüke, and Fernando Luis Rosa González. MASE: An Instrument Designed to Record Underwater Soundscape. *Sensors*, 22(9):3404, January 2022. Number: 9 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [12] Almo Farina and Stuart H. Gage. *Ecoacoustics*. Wiley, 2017.

Bibliografía

- [13] «International Society of Ecoacoustics (ISE)». <https://sites.google.com/site/ecoacousticssociety/about>. (accedido 13 de marzo de 2022).
- [14] Luis F Baptista. La investigación bioacústica de las aves del Archipiélago de Revillagigedo: un reporte de avance. *3(2):10*, 2002.
- [15] Paola Laiolo. The emerging significance of bioacoustics in animal species conservation. *Biological Conservation*, 143(7):1635–1645, July 2010.
- [16] Simone Hartwig. Individual Acoustic Identification as a Non-Invasive Conservation Tool: An Approach to the Conservation of the African Wild Dog *Lycaon Pictus* (temminck, 1820). *Bioacoustics*, 15(1):35–50, January 2005.
- [17] Andrew MR Terry, Tom M. Peake, and Peter K. McGregor. The role of vocal individuality in conservation. *Frontiers in Zoology*, 2(1):10, June 2005.
- [18] C. w Maina. Bioacoustic approaches to biodiversity monitoring and conservation in Kenya. In *2015 IST-Africa Conference*, pages 1–8, May 2015.
- [19] Scott Veirs, Val Veirs, and Jason D. Wood. Ship noise extends to frequencies used for echolocation by endangered killer whales. *PeerJ*, 4:e1657, 2016.
- [20] Christine Erbe, Colleen Reichmuth, Kane Cunningham, Klaus Lucke, and Robert Dooling. Communication masking in marine mammals: A review and research strategy. *Marine Pollution Bulletin*, 103(1):15–38, February 2016.
- [21] Jonas Philipp Lüke, Javier Almunia, and Fernando Luis Rosa González. Framework for developing prototype bioacoustic devices in aid of open sea killer whale protection: Bioacoustics: Vol 20, No 3.
- [22] Javier Tellechea. Passive acoustic monitoring of bottlenose dolphins (*tursiops truncatus*) on the uruguayan coast: Vocal characteristics and seasonal cycles. *Aquatic Mammals*, 40:173–184, 06 2014.
- [23] Paul M. Thompson, Kate L. Brookes, and Line S. Cordes. Integrating passive acoustic and visual data to model spatial patterns of occurrence in coastal dolphins. *ICES Journal of Marine Science*, 72(2):651–660, January 2015.
- [24] T. Lin, H. Yu, C. Chen, and L. Chou. Automatic detection and classification of cetacean tonal sounds from a long-term marine observatory. In *2013 IEEE International Underwater Technology Symposium (UT)*, pages 1–6, March 2013.
- [25] Zhi-Tao Wang, Paul E. Nachtigall, Tomonari Akamatsu, Ke-Xiong Wang, Yu-Ping Wu, Jian-Chang Liu, Guo-Qin Duan, Han-Jiang Cao, and Ding Wang. Passive Acoustic Monitoring the Diel, Lunar, Seasonal and Tidal Patterns in the Biosonar Activity of the Indo-Pacific Humpback Dolphins (*Sousa chinensis*) in the Pearl River Estuary, China. *PLOS ONE*, 10(11):e0141807, November 2015.
- [26] Marco Brunoldi, Giorgio Bozzini, Alessandra Casale, Pietro Corvisiero, Daniele Grosso, Nicodemo Magnoli, Jessica Alessi, Carlo Nike Bianchi, Alberta Mandich, Carla Morri, Paolo Povero, Maurizio Wurtz, Christian Melchiorre, Gianni Viano, Valentina Cappanera, Giorgio Fanciulli, Massimiliano Bei, Nicola Stasi, and Mauro Taiuti. A Permanent Automated Real-Time Passive Acoustic Monitoring System for Bottlenose Dolphin Conservation in the Mediterranean Sea. *PLOS ONE*, 11(1):e0145362, January 2016.

- [27] Saurabh Shukla and Nirupama Bulusu. Cane-toad Monitoring in Kakadu National Park Using Wireless Sensor Networks. page 11.
- [28] Katharine B. Payne, Mya Thompson, and Laura Kramer. Elephant calling patterns as indicators of group size and composition: the basis for an acoustic monitoring system. *African Journal of Ecology*, 41(1):99–107, 2003.
- [29] Keith A. Hobson, Robert S. Rempel, Hamilton Greenwood, Brian Turnbull, and Steven L. Van Wilgenburg. Acoustic Surveys of Birds Using Electronic Recordings: New Potential from an Omnidirectional Microphone System. *Wildlife Society Bulletin (1973-2006)*, 30(3):709–720, 2002.
- [30] J. C. George, J. Zeh, R. Suydam, and C. Clark. Abundance and Population Trend (1978-2001) of Western Arctic Bowhead Whales Surveyed Near Barrow, Alaska. *Marine Mammal Science*, 20(4):755–773, 2004.
- [31] Michael Allen, Lewis Girod, Ryan Newton, Samuel Madden, Daniel T. Blumstein, and Deborah Estrin. VoxNet: An Interactive, Rapidly-Deployable Acoustic Monitoring Platform. In *2008 International Conference on Information Processing in Sensor Networks (ipsn 2008)*, pages 371–382, St. Louis, MO, USA, April 2008. IEEE.
- [32] Henrik Brumm and Hans Slabbekoorn. Acoustic Communication in Noise. In *Advances in the Study of Behavior*, volume 35, pages 151–209. Academic Press, January 2005.
- [33] Almo Farina and Stuart H. Gage. *Ecoacoustics: The Ecological Role of Sounds*. John Wiley & Sons, May 2017. Google-Books-ID: t08nDwAAQBAJ.
- [34] Bernie Krause and Almo Farina. Using ecoacoustic methods to survey the impacts of climate change on biodiversity. *Biological Conservation*, 195:245–254, March 2016.
- [35] «Marine - Environment - European Commission» <https://ec.europa.eu/environment/marine/> (accedido el 29 de marzo de 2022).
- [36] R. Butler, M. Servilla, S. Gage, J. Basney, Von Welch, B. Baker, T. Fleury, P. Duda, D. Gehrig, M. Bletzinger, J. Tao, and D.M. Freeman. CyberInfrastructure for the analysis of ecological acoustic sensor data: a use case study in grid deployment. In *2006 IEEE Challenges of Large Applications in Distributed Environments*, pages 25–33, June 2006.
- [37] Miguel A. Acevedo, Carlos J. Corrada-Bravo, Héctor Corrada-Bravo, Luis J. Villanueva-Rivera, and T. Mitchell Aide. Automated classification of bird and amphibian calls using machine learning: A comparison of methods. *Ecological Informatics*, 4(4):206–214, September 2009.
- [38] Xueyan Dong, Michael Towsey, Anthony Truskinger, Mark Cottman-Fields, Jinglan Zhang, and Paul Roe. Similarity-based birdcall retrieval from environmental audio. *Ecological Informatics*, 29:66–76, September 2015.
- [39] Shufei Duan, Jinglan Zhang, Paul Roe, Jason Wimmer, Xueyan Dong, Anthony Truskinger, and Michael Towsey. Timed Probabilistic Automaton: A Bridge between Raven and Song Scope for Automatic Species Recognition. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 27(2):1519–1524, July 2013. Number: 2.
- [40] Jérôme Sueur, Sandrine Pavoine, Olivier Hamerlynck, and Stéphanie Duvail. Rapid acoustic survey for biodiversity appraisal. *PLOS ONE*, 3(12):1–9, 12 2008.
- [41] J. Sueur, Thierry Aubin, and Caroline Simonis. Seewave: a free modular tool for sound analysis and synthesis. *Bioacoustics*, 18(2):213–226, March 2008. Publisher: Taylor and Francis.

Bibliografia

- [42] N. Pieretti, A. Farina, and D. Morri. A new methodology to infer the singing activity of an avian community: The Acoustic Complexity Index (ACI). *Ecological Indicators*, 11(3):868–873, May 2011.
- [43] Eric P. Kasten, Stuart H. Gage, Jordan Fox, and Wooyeong Joo. The remote environmental assessment laboratory’s acoustic library: An archive for studying soundscape ecology. *Ecological Informatics*, 12:50–67, November 2012.
- [44] Luis Villanueva-Rivera, Bryan Pijanowski, Jarrod Doucette, and Burak Pekin. A primer of acoustic analysis for landscape ecologists. *Landscape Ecology*, 26:1233–1246, November 2011.
- [45] N. Pieretti, M.H.L. Duarte, R.S. Sousa-Lima, M. Rodrigues, R.J. Young, and A. Farina. Determining Temporal Sampling Schemes for Passive Acoustic Studies in Different Tropical Ecosystems. *Tropical Conservation Science*, 8(1):215–234, March 2015. Publisher: SAGE Publications Inc.
- [46] Jason Wimmer, Michael Towsey, Paul Roe, and Ian Williamson. Sampling environmental acoustic recordings to determine bird species richness. *Ecological Applications*, 23(6):1419–1428, 2013. Publisher: Ecological Society of America.
- [47] Toni Heittola, Annamaria Mesaros, Antti Eronen, and Tuomas Virtanen. Context-dependent sound event detection. *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing*, 2013(1):1, January 2013.
- [48] E. Kasten, P. McKinley, and S. Gage. Ensemble extraction for classification and detection of bird species. *Ecol. Informatics*, 2010.
- [49] Annamaria Mesaros, Toni Heittola, Antti Eronen, and Tuomas Virtanen. Acoustic event detection in real life recordings. In *2010 18th European Signal Processing Conference*, pages 1267–1271, August 2010. ISSN: 2219-5491.
- [50] Xiaodan Zhuang, Xi Zhou, Mark A. Hasegawa-Johnson, and Thomas S. Huang. Real-world acoustic event detection. *Pattern Recognition Letters*, 31(12):1543–1551, September 2010.
- [51] Rory Gibb, Ella Browning, Paul Glover-Kapfer, and Kate E. Jones. Emerging opportunities and challenges for passive acoustics in ecological assessment and monitoring. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(2):169–185, 2019. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/2041-210X.13101>.
- [52] Andrew Digby, Michael Towsey, Ben D. Bell, and Paul D. Teal. A practical comparison of manual and autonomous methods for acoustic monitoring. *Methods in Ecology and Evolution*, 4(7):675–683, 2013. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/2041-210X.12060>.
- [53] T. Mitchell Aide, Carlos Corrada-Bravo, Marconi Campos-Cerqueira, Carlos Milan, Giovany Vega, and Rafael Alvarez. Real-time bioacoustics monitoring and automated species identification. *PeerJ*, 1:e103, 2013.
- [54] D. Zilli, O. Parson, G. V. Merrett, and A. Rogers. A Hidden Markov Model-Based Acoustic Cicada Detector for Crowdsourced Smartphone Biodiversity Monitoring. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 51:805–827, December 2014.

- [55] Michael Bittle and Alec Duncan. A review of current marine mammal detection and classification algorithms for use in automated passive acoustic monitoring. In *A review of current marine mammal detection and classification algorithms for use in automated passive acoustic monitoring*, volume 41, pages 1–8. Australian Acoustical Society, 2013. Accepted: 2017-01-30T11:11:54Z Issue: 1.
- [56] Charlotte L. Walters, Robin Freeman, Alanna Collen, Christian Dietz, M. Brock Fenton, Gareth Jones, Martin K. Obrist, Sébastien J. Puechmaille, Thomas Sattler, Björn M. Siemers, Stuart Parsons, and Kate E. Jones. A continental-scale tool for acoustic identification of European bats. *Journal of Applied Ecology*, 49(5):1064–1074, 2012. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1365-2664.2012.02182.x>.
- [57] Enrico Pirotta, Nathan D. Merchant, Paul M. Thompson, Tim R. Barton, and David Lusseau. Quantifying the effect of boat disturbance on bottlenose dolphin foraging activity. *Biological Conservation*, 181:82–89, January 2015.
- [58] Hervé Goëau, Hervé Glotin, Willem-Pier Vellinga, Robert Planqué, and Alexis Joly. LifeCLEF Bird Identification Task 2016: The arrival of Deep learning. 2016.
- [59] Oisín Mac Aodha, Rory Gibb, Kate E. Barlow, Ella Browning, Michael Firman, Robin Freeman, Briana Harder, Libby Kinsey, Gary R. Mead, Stuart E. Newson, Ivan Pandourski, Stuart Parsons, Jon Russ, Abigél Szodoray-Paradi, Farkas Szodoray-Paradi, Elena Tilova, Mark Girolami, Gabriel Brostow, and Kate E. Jones. Bat detective—Deep learning tools for bat acoustic signal detection. *PLOS Computational Biology*, 14(3):e1005995, March 2018. Publisher: Public Library of Science.
- [60] Alison J. Fairbrass, Michael Firman, Carol Williams, Gabriel J. Brostow, Helena Titheridge, and Kate E. Jones. CityNet—Deep learning tools for urban ecoacoustic assessment. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(2):186–197, 2019. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/2041-210X.13114>.
- [61] Justin Salamon and Juan Pablo Bello. Deep Convolutional Neural Networks and Data Augmentation for Environmental Sound Classification. *IEEE Signal Processing Letters*, 24(3):279–283, March 2017. arXiv:1608.04363 [cs].
- [62] Peter Dugan, Mohammad Pourhomayoun, Yu Shiu, Rosemary Paradis, Aaron Rice, and Christopher Clark. Using High Performance Computing to Explore Large Complex Bioacoustic Soundscapes: Case Study for Right Whale Acoustics. *Procedia Computer Science*, 20:156–162, January 2013.
- [63] Stefan Kahl, Connor M. Wood, Maximilian Eibl, and Holger Klinck. BirdNET: A deep learning solution for avian diversity monitoring. *Ecological Informatics*, 61:101236, March 2021.
- [64] Andrew G. Howard, Menglong Zhu, Bo Chen, Dmitry Kalenichenko, Weijun Wang, Tobias Weyand, Marco Andreetto, and Hartwig Adam. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications, April 2017. arXiv:1704.04861 [cs].
- [65] Antony Harfield. «Converting the YAMNet audio detection model for TensorFlow Lite inference» <https://medium.com/@antonyharfield/converting-the-yamnet-audio-detection-model-for-tensorflow-lite-inference-43d049bd357c>, June 2020.
- [66] Eleni Tsalera, Andreas Papadakis, and Maria Samarakou. Comparison of Pre-Trained CNNs for Audio Classification Using Transfer Learning. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 10(4):72, December 2021. Number: 4 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

Bibliografia

- [67] Natalie Boelman, Gregory Asner, Patrick Hart, and Roberta Martin. Multi-trophic invasion resistance in Hawaii: Bioacoustics, field surveys, and airborne remote sensing. *Ecological applications : a publication of the Ecological Society of America*, 17:2137–44, January 2008.
- [68] Tom Bradfer-Lawrence, Nick Gardner, Lynsey Bunnefeld, Nils Bunnefeld, Stephen G. Willis, and Daisy H. Dent. Guidelines for the use of acoustic indices in environmental research. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(10):1796–1807, 2019. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/2041-210X.13254>.
- [69] Almo Farina, Nadia Pieretti, and Luigi Piccioli. The soundscape methodology for long-term bird monitoring: A mediterranean europe case-study. *Ecological Informatics*, 6(6):354–363, 2011.
- [70] N. Pieretti, A. Farina, and D. Morri. A new methodology to infer the singing activity of an avian community: The acoustic complexity index (aci). *Ecological Indicators*, 11(3):868–873, 2011.
- [71] Marion Depraetere, Sandrine Pavoine, Frédéric Jiguet, Amandine Gasc, Stéphanie Duvail, and Jérôme Sueur. Monitoring animal diversity using acoustic indices: Implementation in a temperate woodland. *Ecological Indicators*, 13(1):46–54, 2012.
- [72] Michael Towsey, Jason Wimmer, Ian Williamson, and Paul Roe. The use of acoustic indices to determine avian species richness in audio-recordings of the environment. *Ecological Informatics*, 21:110–119, May 2014.
- [73] Frédéric Bertucci, Eric Parmentier, Gaël Lecellier, Anthony D. Hawkins, and David Lecchini. Acoustic indices provide information on the status of coral reefs: an example from moorea island in the south pacific. *Scientific Reports*, 6(1):33326, Sep 2016.
- [74] Roberto Benocci, Giovanni Brambilla, Alessandro Bisceglie, and Giovanni Zambon. Eco-acoustic indices to evaluate soundscape degradation due to human intrusion. *Sustainability*, 12(24), 2020.
- [75] D. Bohnenstiehl, R. Lyon, Olivia Caretti, Shannon Ricci, and David Eggleston. Investigating the utility of ecoacoustic metrics in marine soundscapes. *Journal of Ecoacoustics*, 2:R1156L, September 2018.
- [76] Jérôme Sueur, Almo Farina, Amandine Gasc, Nadia Pieretti, and Sandrine Pavoine. Acoustic indices for biodiversity assessment and landscape investigation. *Acta Acustica United With Acustica*, 100:772–781, 2014.
- [77] «The Secret Life of Birds» <https://spectrum.ieee.org/the-secret-life-of-birds>, April 2004. Section: Semiconductors.
- [78] Alan Mainwaring, David Culler, Joseph Polastre, Robert Szewczyk, and John Anderson. Wireless sensor networks for habitat monitoring. In *Proceedings of the 1st ACM international workshop on Wireless sensor networks and applications*, WSNA '02, pages 88–97, New York, NY, USA, September 2002. Association for Computing Machinery.
- [79] Robert Szewczyk, Alan Mainwaring, Joseph Polastre, John Anderson, and David Culler. An analysis of a large scale habitat monitoring application. In *Proceedings of the 2nd international conference on Embedded networked sensor systems*, SenSys '04, pages 214–226, New York, NY, USA, November 2004. Association for Computing Machinery.

- [80] Gareth J. Dyke and Marcel Van Tuinen. The evolutionary radiation of modern birds (Neornithes): reconciling molecules, morphology and the fossil record. *Zoological Journal of the Linnean Society*, 141(2):153–177, 2004. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1096-3642.2004.00118.x>.
- [81] M. J. Imber. Origins, phylogeny and taxonomy of the gadfly petrels *Pterodroma* spp. *Ibis*, 127(2):197–229, 1985. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1474-919X.1985.tb05055.x>.
- [82] Nathan D. Merchant, Kurt M. Fristrup, Mark P. Johnson, Peter L. Tyack, Matthew J. Witt, Philippe Blondel, and Susan E. Parks. Measuring acoustic habitats. *Methods in Ecology and Evolution*, 6(3):257–265, 2015. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/2041-210X.12330>.
- [83] Sean A. Hayes, David K. Mellinger, Donald A. Croll, Daniel P. Costa, and J. Fabrizio Borsani. An inexpensive passive acoustic system for recording and localizing wild animal sounds. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 107(6):3552–3555, June 2000. Publisher: Acoustical Society of America.
- [84] LJ Villanueva-Rivera and BC Pijanowski. «Soundecology: soundscape ecology» <https://ljevillanueva.github.io/soundecology/> (accedido el 28 de julio de 2021).
- [85] N. Pieretti, M. Lo Martire, C. Corinaldesi, L. Musco, A. Dell’Anno, and R. Danovaro. Anthropogenic noise and biological sounds in a heavily industrialized coastal area (Gulf of Naples, Mediterranean Sea). *Marine Environmental Research*, 159:105002, July 2020.
- [86] Guillermo Lara, Ramón Miralles, Manuel Bou-Cabo, José Antonio Esteban, and Víctor Espinosa. New Insights into the Design and Application of a Passive Acoustic Monitoring System for the Assessment of the Good Environmental Status in Spanish Marine Waters. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 20(18):E5353, September 2020.
- [87] Ahmed Mahmood and Mandar Chitre. Modeling colored impulsive noise by Markov chains and alpha-stable processes. In *OCEANS 2015 - Genova*, pages 1–7, May 2015.
- [88] Xuebo Zhang, Wenwei Ying, Peixuan Yang, and Miao Sun. Parameter estimation of underwater impulsive noise with the Class B model. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 14(7):1055–1060, 2020. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1049/iet-rsn.2019.0477>.
- [89] Samuel R.P.-J. Ross, Nicholas R. Friedman, Masashi Yoshimura, Takuma Yoshida, Ian Donohue, and Evan P. Economo. Utility of acoustic indices for ecological monitoring in complex sonic environments. *Ecological Indicators*, 121:107114, 2021.
- [90] «Wildlife Acoustics» <https://www.wildlifeacoustics.com> (accedido el 1 de diciembre de 2021).
- [91] «FrontierLabs» <https://frontierlabs.com.au/> (accedido el 1 de diciembre de 2021).
- [92] Anna Forster. *Introduction to Wireless Sensor Networks*. John Wiley & Sons, July 2016. Google-Books-ID: XWHpCgAAQBAJ.
- [93] *Fundamentals of Wireless Sensor Networks: Theory and Practice* | Wiley.
- [94] Lunilettronik. «Soundscape Explorer Terrestrial» <http://www.lunilettronik.it/soundscape-explorer/> (accedido el 30 de noviembre de 2021).
- [95] Andrew P. Hill, Peter Prince, Jake L. Snaddon, C. Patrick Doncaster, and Alex Rogers. Audio-moth: A low-cost acoustic device for monitoring biodiversity and the environment. *HardwareX*, 6:e00073, 2019.

Bibliografía

- [96] Nestor N. Deniz, José O. Chelotti, Julio R. Galli, Alejandra M. Planisich, Marcelo J. Larripa, H. Leonardo Rufiner, and Leonardo L. Giovanini. Embedded system for real-time monitoring of foraging behavior of grazing cattle using acoustic signals. *Computers and Electronics in Agriculture*, 138:167–174, 2017.
- [97] Sarab S Sethi, Robert M Ewers, Nick S Jones, Christopher David L Orme, and Lorenzo Picinali. Robust, real-time and autonomous monitoring of ecosystems with an open, low-cost, networked device. *Methods in Ecology and Evolution*, 9(12):2383–2387, 2018.
- [98] Paolo Diviacco, Antonio Nadali, Massimiliano Iurcev, Mihai Burca, Rodrigo Carbajales, Matteo Gangale, Alessandro Busato, Fabio Brunetti, Lorenzo Grio, Alberto Viola, and Nikolas Potleca. Underwater noise monitoring with real-time and low-cost systems, (the corma experience). *Journal of Marine Science and Engineering*, 9(4), 2021.
- [99] The magpi magazine. «Raspberry Pi 3B+ Specs and Benchmarks» <https://magpi.raspberrypi.org/articles/raspberry-pi-3bplus-specs-benchmarks> (accedido el 10 de julio de 2020). Library Catalog: magpi.raspberrypi.org.
- [100] HifiBerry. «Datasheet DAC+ ADC Pro | HiFiBerry» <https://www.hifiberry.com/docs/datasheets/datasheet-dac-adc-pro/> (accedido el 3 de septiembre de 2022), May 2019.
- [101] Raspbian. «FrontPage - Raspbian» <https://www.raspbian.org/> (accedido el 10 de julio de 2020).
- [102] The Raspberry Pi Foundation. «Raspberry Pi OS» <https://www.raspberrypi.org/software/> (accedido en 17 de junio de 2021).
- [103] GStreamer. «GStreamer: open source multimedia framework» <https://gstreamer.freedesktop.org/> (accedido el 10 de julio de 2020).
- [104] Wikipedia. «TensorFlow» <https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=tensorflow&oldid=134912804> (accedido el 17 de junio de 2021), April 2021. Page Version ID: 134912804.
- [105] Gstreamer. «GStreamer Plugins» https://gstreamer.freedesktop.org/documentation/plugins_doc.html (accedido el 10 de julio de 2021).
- [106] Gstreamer. «Removesilence» <https://gstreamer.freedesktop.org/documentation/removesilence/index.html?gi-language=c> (accedido el 17 de junio de 2021).
- [107] Google. «Coral» <https://coral.ai/> (accedido el 27 de noviembre de 2022).
- [108] Jerome Sueur, Thierry Aubin, Caroline Simonis, Laurent Lellouch, Pierre Aumond, Ethan C. Brown, Guillaume Corbeau, Marion Depraetere, Camille Desjonquères, François Fabianek, Amandine Gasc, Eric Kasten, Jonathan Lees, Jean Marchal, Andre Mikulec, Sandrine Pavoine, David Pinaud, Alicia Stotz, Luis J. Villanueva-Rivera, Zev Ross, Carl G. Witthoft, and Hristo Zhivomirov. «seewave: Sound Analysis and Synthesis» <https://cran.r-project.org/package=seewave>, March 2022.
- [109] Soundecology. «Introduction» <https://cran.r-project.org/web/packages/soundecology/vignettes/intro.html> (accedido el 9 de noviembre de 2022).
- [110] Patrice Guyot. «Acoustic_Indices» https://github.com/patriceguyot/acoustic_indices, September 2022. original-date: 2015-12-11T12:15:23Z.
- [111] Dan Stowell, Mike Wood, Yannis Stylianou, and Hervé Glotin. Bird detection in audio: A survey and a challenge. In *2016 IEEE 26th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*, pages 1–6, September 2016.

- [112] Dan Stowell and Mark D. Plumbley. An open dataset for research on audio field recording archives: freefield1010. September 2013.
- [113] Dan Stowell, Hanna Pamua, and Mike Wood. Evaluation datasets for DCASE 2018 Bird Audio Detection, June 2018. Type: dataset.
- [114] Vincent Lostanlen, Justin Salamon, Andrew Farnsworth, Steve Kelling, and Juan Pablo Bello. BirdVox-DCASE-20k: a dataset for bird audio detection in 10-second clips, March 2018. Type: dataset.
- [115] Willem-Pier Vellinga. Xeno-canto - Bird sounds from around the world, 2022. Type: dataset.
- [116] BirdNET .«kahst/BirdNET-Analyzer: BirdNET analyzer for scientific audio data processing.» <https://github.com/kahst/birdnet-analyzer> (accedido el 18 de noviembre de 2022).
- [117] «BirdNET-Pi – BirdNET in Raspberry Pis» <https://birdnetpi.com/> (accedido el 18 de noviembre de 2022).
- [118] Aquarian. «AS-1 Hydrophone» <https://www.aquarianaudio.com/as-1-hydrophone.html> (accedido el 10 de julio de 2020).
- [119] Aquarian. «PA-4 hydrophone preamplifier» <https://www.aquarianaudio.com/pa4.html> (accedido el 10 de julio de 2020).
- [120] HifiBerry. «HiFiBerry DAC+ ADC | HiFiBerry» <https://www.hifiberry.com/shop/boards/hifiberry-dac-adc/> (accedido el 10 de julio de 2020). Library Catalog: www.hifiberry.com.
- [121] Mouser .«KA78T05 ON Semiconductor / Fairchild | Mouser» <https://www.mouser.es/productdetail/512-ka78t05> (accedido el 10 de julio de 2020). Library Catalog: www.mouser.es.
- [122] DigiKey. «UA723CN Texas Instruments | Circuitos integrados (CI) | DigiKey» <https://www.digikey.es/product-detail/es/texas-instruments/ua723cn/296-11104-5-nd> (accedido el 10 de julio de 2020).
- [123] KiCAD-PCB. «KiCad EDA» <http://kicad-pcb.org/> (accedido el 6 de julio de 2019).
- [124] Alw-audio. «Connecting the Wolfson Sound Card to the Raspberry Pi3» <https://alw-audio.co.uk/2018/03/10/connecting-the-wolfson-sound-card-to-the-raspberry-pi3/>, March 2018.
- [125] Cirrus Logic. «Cirrus Logic Agrees to Acquire Wolfson Microelectronics» <https://investor.cirrus.com/news-and-events/investor-news/news-details/2014/cirrus-logic-agrees-to-acquire-wolfson-microelectronics/default.aspx> (accedido el 3 de septiembre de 2022).
- [126] HifiBerry. «Datasheet DAC+ ADC | HiFiBerry» <https://www.hifiberry.com/docs/datasheets/datasheet-dac-adc/> (accedido el 3 de septiembre de 2022), May 2018.
- [127] Texas Instruments. «PCM1804 112db SNR Stereo ADC With Differential Inputs | TI.com» <http://www.ti.com/product/pcm1804> (accedido el 6 de julio de 2019).
- [128] Frank Farris. The Gini Index and Measures of Inequality. *American Mathematical Monthly*, 117:851–864, December 2010.
- [129] Alice Eldridge, Michael Casey, Paola Moscoso, and Mika Peck. A new method for ecoacoustics? Toward the extraction and evaluation of ecologically-meaningful soundscape components using sparse coding methods. *PeerJ*, 4:e2108, June 2016. Publisher: PeerJ Inc.

Conversores analógicos-digitales para Raspberry Pi

En este anexo se presentan los diferentes conversores analógicos-digitales utilizados durante el desarrollo de este trabajo. Es por ello, que debido a que la Raspberry Pi no cuenta con conversor analógico-digital incorporado, se hace un repaso de los diferentes ADCs válidos para la digitalización de audio disponibles en el mercado. Adicionalmente, en la sección A.2.1, se presenta un diseño *ad-hoc* para una tarjeta de sonido de dos canales simplificada y con la posibilidad de utilizar como banco de pruebas.

En ambos casos, se introducirán los pasos básicos para configurar cada uno de los dispositivos dentro del sistema de la Raspberry Pi para que las tarjetas sean totalmente utilizables.

A.1. Conversores comerciales

En esta sección se muestran las diferentes tarjetas de adquisición disponibles como *HATs* para Raspberry Pi en el mercado.

A.1.1. Wolfson Audio Card

La primera tarjeta que surgió como adquisidor y reproductor de audio de 24 bits a 192kHz, fue la Wolfson Audio Card. Puede verse una imagen de este adquisidor en la Figura A.1. Algunas características de esta tarjeta de sonido son:

- Audio de alta definición hasta 24-bits a 192kHz.
- Conectores jack de 3.5mm de 4 polos.
- Dispone de dos micrófonos mems incorporados.
- Líneas jack estéreo de 3.5 mm para las entradas y salidas.



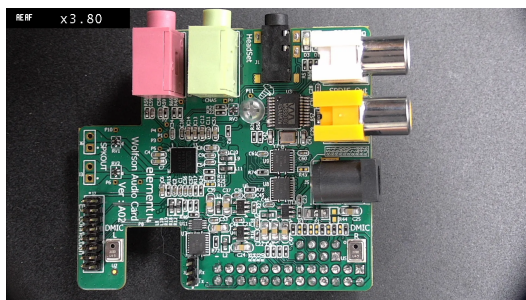
Figura A.1 Wolfson Audio Card - Cara Superior

- Interfaz S/PDIF de entrada y salida.

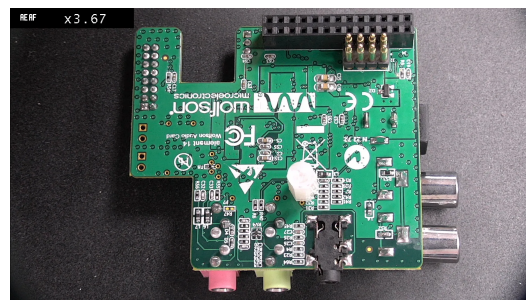
El resto de características de esta tarjeta pueden consultarse en la hoja de características del dispositivo.

El gran inconveniente de este adquisidor es que fue diseñado para la primera versión de Raspberry Pi, que disponía de 26 pines GPIO en lugar de los 40 pines de las últimas versiones del dispositivo. Aunque esto puede resultar un inconveniente, en la sección A.1.1.1, se introduce una solución para adaptar esta placa a las últimas versiones de la Raspberry Pi.

A.1.1.1. Adaptación de la Wolfson Audio Card a la Raspberry Pi 3B+



(a) Cara Superior



(b) Cara Inferior

Figura A.2 Caras superior e inferior de la Wolfson Audio Card. Fuente [124]

La adaptación de esta placa a las nuevas versiones de la Raspberry Pi, implica modificar el conector de resortes (etiqueta P5) para mover las conexiones PCM a la línea GPIO, las líneas son las siguientes: CLK, FS, DIN y DOUT.

Para llevar a cabo esta tarea, en primer lugar, hay que quitar o cortar las clavijas del conector con resorte (ver imagen de la Figura A.3). Estos pines son bastante difíciles de desoldar y es importante no dañar ninguna pista en el proceso.

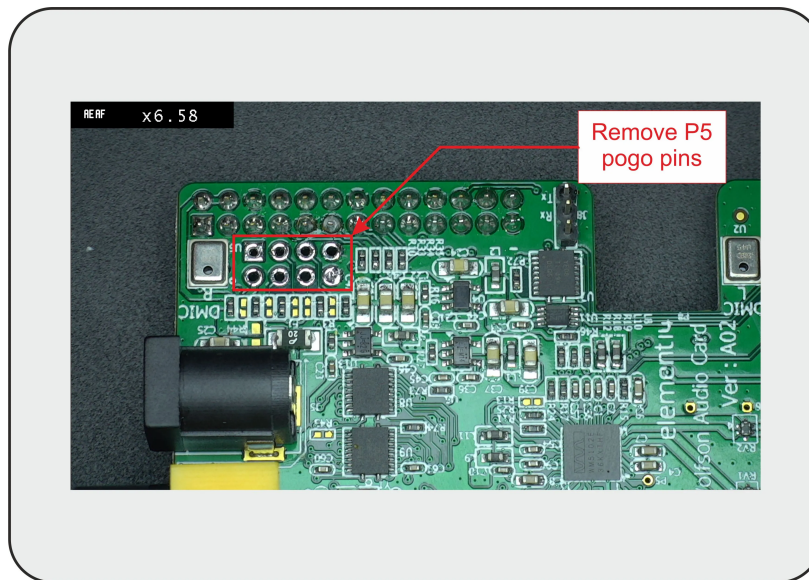


Figura A.3 Wolfson Audio Card - Conector P5. Fuente [124]

A continuación hay una resistencia, con etiqueta R39, que debe quitarse de la parte inferior de la PCB, esto desconecta el pin 12 del conector GPIO (que posteriormente se cableará al reloj I^2S del conector P5) del pin 5 del transceptor S/PDIF del adquisidor WM8804. Esto debe hacerse, ya que durante el reinicio, el pin 5 del WM8804 se utiliza como entrada para seleccionar la dirección I^2C del dispositivo, por lo que es necesario tenerlo en configuración *pull-up*, gracias a la resistencia con etiqueta R30. Posteriormente, este pin se convierte en una salida así que si se quedara conectado al pin 12 del conector P1 interferiría la señal del reloj I^2S . En la imagen de la Figura A.4 puede verse la resistencia que debe ser eliminada.

Por último, es necesario realizar las conexiones entre P5 y el GPIO de la Raspberry Pi, para ello lo mejor es utilizar cables con conectores *dupont* hembra a modo de puentes. Uno de los enlaces se puede hacer permanente en la propia tarjeta, sin embargo, los pines 35, 38 y 40 del GPIO deben ser enlazados con cables. En las Figuras A.5 y A.6 pueden verse las conexiones que deben realizarse.

Una vez realizados todos los pasos, la placa debería quedar tal y como se muestra en las imágenes de la Figura A.7. En este punto, solamente quedaría configurar el sistema tal y como se introduce en la siguiente sección.

A.1.1.2. Configuración del sistema

Para que el sistema pueda utilizar correctamente la tarjeta es necesario modificar el fichero `/boot/config.txt` añadiendo al final lo siguiente:

```
1 dtoverlay=rpi-cirrus-wm5102
```

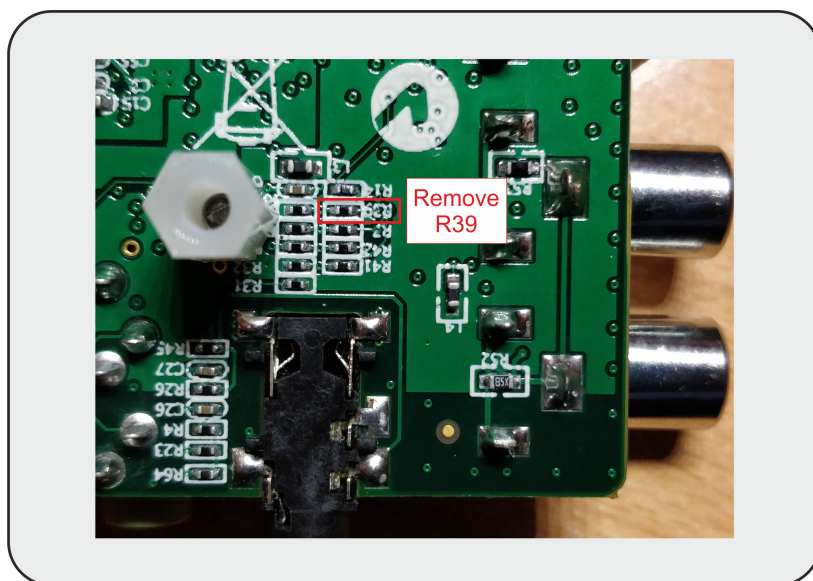


Figura A.4 Wolfson Audio Card - Resistencia R39. Fuente [124]

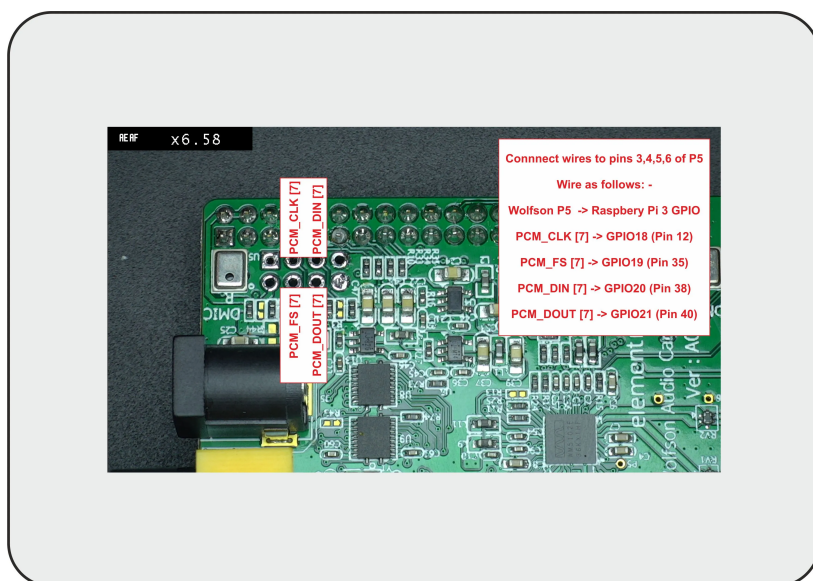


Figura A.5 Wolfson Audio Card - Nuevas conexiones. Fuente [124]

Esta modificación activa los módulos del *kernel* correspondientes a la tarjeta de audio Cirrus Logic, que es compatible con la Wolfson Audio Card en cuanto a los módulos del *kernel* se refiere. Después de un reinicio del sistema, este debería detectar el nuevo dispositivo de audio.

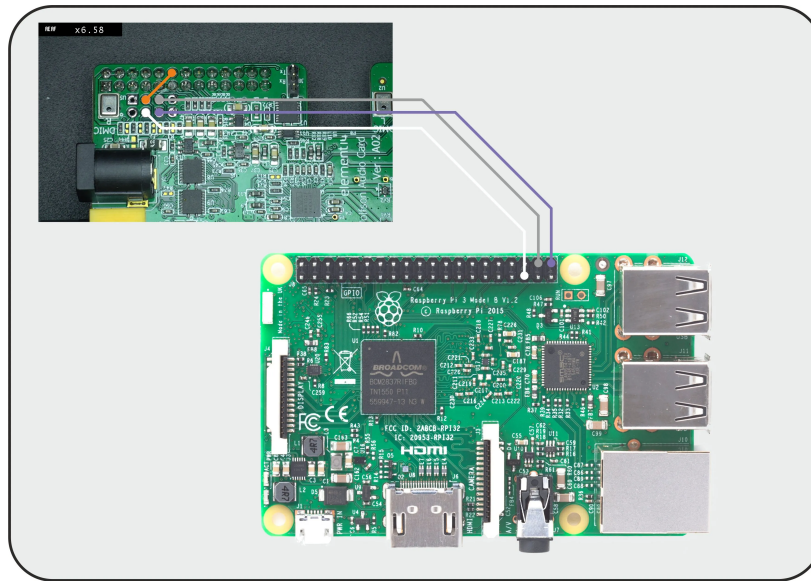
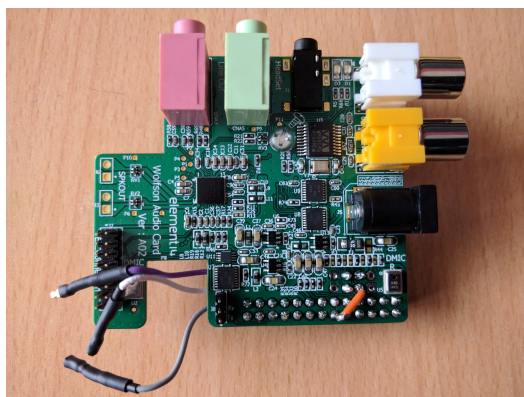
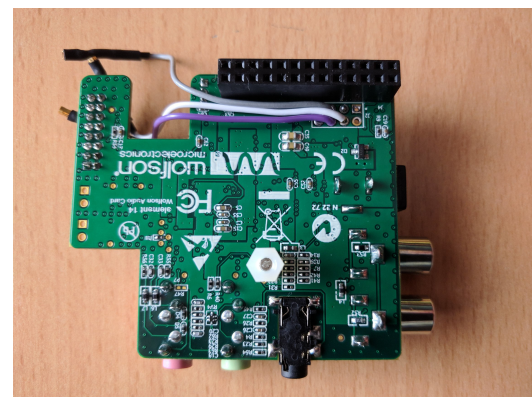


Figura A.6 Wolfson Audio Card - Cableado con el GPIO. Fuente [124]



(a) Cara Superior



(b) Cara Inferior

Figura A.7 Caras superior e inferior de la Wolfson Audio Card Modificada. Fuente [124]

A.1.2. Cirrus Logic Audio Card

Debido a la compra de Wolfson Microelectronics por parte de Cirrus Logic, surge como evolución de la Wolfson Audio Card la Cirrus Logic Audio Card [125]. Puede verse esta tarjeta de sonido en la imagen de la Figura A.8.

Las características de esta tarjeta de adquisición son las siguientes:

- Audio de alta definición hasta 24-bits a 192kHz.
- Conectores jack de 3.5mm de 4 polos.
- Dispone de dos micrófonos mems incorporados.



Figura A.8 Cirrus Logic Audio Card - Cara Superior

- Líneas jack estéreo de 3.5 mm para las entradas y salidas.
- Interfaz S/PDIF de entrada y salida.

Entradas

- Clavija de 3,5 mm (4 polos) para auriculares/micrófono de bolsillo.
- 2 micrófonos MEMS integrados.
- Entrada de línea estéreo de 3,5 mm para conectar dispositivos como reproductores de audio digitales.
- Línea digital coaxial SPDIF.

Salidas

- Clavija de 3,5 mm (4 polos) para auriculares/micrófono de bolsillo.
- Toma de 3,5 mm para la salida de línea estéreo para la conexión a dispositivos.
- Línea digital coaxial SPDIF.

El resto de características pueden consultarse en la hoja de características del dispositivo.

A.1.2.1. Configuración del sistema

Para que el sistema pueda utilizar correctamente la tarjeta es necesario modificar el fichero `/boot/config.txt` añadiendo al final lo siguiente:

```
1 dtoverlay=rpi-cirrus-wm5102
```

Como puede verse, esta modificación es la misma que para la tarjeta de Wolfson (sección A.1.1), esto es así ya que pueden utilizar el mismo módulo del *kernel*. Este cambio activa los módulos del *kernel* correspondientes a la tarjeta de audio Cirrus Logic. Después de un reinicio del sistema, este debería detectar el nuevo dispositivo de audio.

A.1.3. Hifiberry DAC+ADC

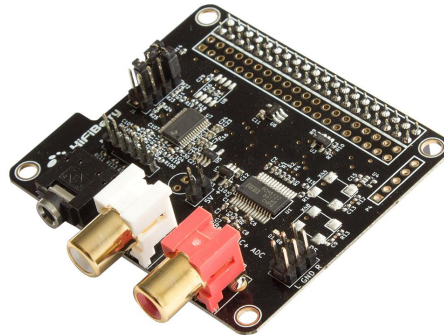


Figura A.9 Hifiberry DAC+ADC - Cara Superior

La HiFiBerry DAC+ADC es un convertor digital-analógico y analógico-digital de alta resolución para la Raspberry Pi [126]. Puede verse una imagen de esta tarjeta de sonido en la Figura A.9.

Algunas de las características de esta tarjeta son las siguientes:

- Entrada (jack 3.5mm) y salida (conector RCA) estéreo.
- DAC *Burr-Brown* dedicado de alta calidad a 192kHz/24bit.
- ADC Burr-Brown de alta calidad a 192 kHz y 24 bits
- Control de volumen por *hardware* para el DAC. Es posible controlar el volumen de salida usando *alsamixer* o cualquier aplicación que soporte los controles del mezclador ALSA.

El resto de características pueden consultarse en la hoja de características del dispositivo.

A.1.3.1. Configuración del sistema

Para la configuración del sistema, es necesario contar con una versión del *kernel* superior a la 4.18.12 [126]. Una vez confirmada la condición anterior, al igual que en los casos anteriores, es necesario modificar el fichero `/boot/config.txt` añadiendo al final lo siguiente:

```
1 dtoverlay = hifiberry -dacplusadc
```

En el caso de disponer de una versión del *kernel* inferior a la 4.18.12, es posible activar los *overlays* de configuración para activar la salida de audio de la tarjeta. Para utilizar únicamente el DAC, hay que añadir lo siguiente al final del fichero `/boot/config.txt`:

```
1 dtoverlay = hifiberry -dacplus
```

A.1.4. Hifiberry DAC+ADC PRO

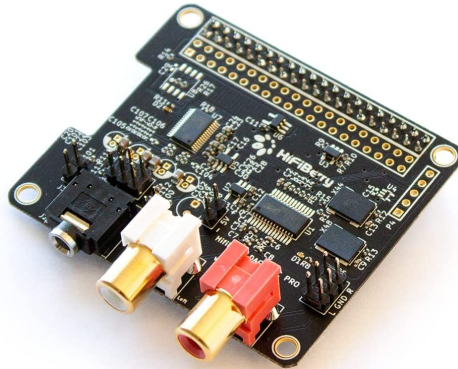


Figura A.10 Hifiberry DAC+ADC PRO - Cara Superior

La evolución de la HifiBerry DAC+ADC (véase la sección A.1.3) es la denominada HifiBerry DAC+ADC PRO [100], que se puede ver en la imagen de la Figura A.10. Las mejoras de esta placa con respecto a la DAC+ADC, son las siguientes:

- Control por medio de *hardware* para el DAC y el ADC. Es posible controlar el volumen por medio de aplicaciones como *alsamixer*.
- Eliminación del filtro anti-aliasing para mejorar el ancho de banda de grabación.
- Tensión de polarización para micrófonos como los *electret*.
- Se añade entrada balanceada al sistema de adquisición.

El resto de características pueden consultarse en la hoja de características del dispositivo.

A.1.4.1. Configuración del sistema

Para la configuración del sistema, es necesario contar con una versión del *kernel* superior a la 4.19.60 [100]. Una vez confirmada la condición anterior, al igual que en los casos anteriores, es necesario modificar el fichero `/boot/config.txt` añadiendo al final lo siguiente:

```
1 dtoverlay = hifiberry -dacplusadcpro
```

Al igual que para el caso de la HifiBerry ADC+DAC, si se dispone de una versión del *kernel* inferior a la 4.19.60 es posible utilizar el DAC del dispositivo añadiendo lo siguiente en la última línea del fichero `/boot/config.txt`:

```
1 dtoverlay = hifiberry -dacplus
```

Al usar una versión del *kernel* superior a la 5.4, es posible experimentar problemas con la lectura de la configuración contenida en la EEPROM de la tarjeta. Para desactivar la lectura de estos parámetros al arrancar el sistema, se puede introducir el siguiente *overlay*:

```
1 force_eeprom_read=0
```

A.1.4.2. Configuración del mezclador

Gracias a la posibilidad de controlar por *hardware* las ganancias del DAC y el ADC, es posible configurar *alsamixer* para establecer las ganancias del sistema o la entrada/salida predeterminada. En la Tabla A.1, se muestran los parámetros del mezclador.

Tabla A.1 Controles del mezclador para la HifiBerry DAC+ADC PRO

Nombre	Función	Comentarios
ADC Left Input	Selecciona la entrada para el canal izquierdo	Para la entrada jack (no-balanceada) usa VINL1[SE] para entrada balanceada usa {VIN1P, VIN1M}[DIFF]
ADC Right Input	Selecciona la entrada para el canal derecho	Para la entrada jack (no-balanceada) usa VINR1[SE] para entrada balanceada usa {VIN2P, VIN2M}[DIFF]
ADC Mic Bias	Activa/Desactiva el voltaje de BIAS del micrófono	Solo activarlo en el caso de requerir voltaje de BIAS para el micrófono
ADC	Configura la ganancia de la entrada analógica	Para equipos reproductores es mejor usar valores bajos
Digital	Control del volumen de salida principal	Controla el volumen de la salida

En el caso de querer configurar la entrada para una entrada balanceada y una ganancia de entrada máxima (por ejemplo, para conectar un micrófono dinámico) tendría que introducirse en el terminal lo siguiente:

```
1 amixer sset "ADC_Mic_Bias" "Mic_Bias_off"
2 amixer sset "ADC_Left_Input" "{VIN1P, VIN1M}[DIFF]"
3 amixer sset "ADC_Right_Input" "{VIN2P, VIN2M}[DIFF]"
4 amixer sset ADC 40db
```

Otro ejemplo sería configurar la entrada de jack 3.5mm con una ganancia baja. Para ello los comandos serían:

```
1 amixer sset "ADC_Mic_Bias" "Mic_Bias_off"
2 amixer sset "ADC_Left_Input" "VINL1[SE]"
3 amixer sset "ADC_Right_Input" "VINL1[SE]"
4 amixer sset ADC 40db
```

A.2. Conversores analógicos-digitales diseñados *ad-hoc*

Una vez vistos los conversores comerciales, en la siguiente sección se presentará el diseño *ad-hoc* de un conversor ADC simplificado y de tamaño reducido, basado en ADCs de bajo coste.

Haciendo un repaso a los conversores disponibles en el mercado que pudieran implementarse como tarjetas de sonido para Raspberry Pi, es decir, con la posibilidad de transmitir los datos en formato PCM por la línea I^2S . Los más destacados fueron los mostrados en la Tabla A.2.

Tabla A.2 Revisión de conversores analógicos-digitales compatibles con Raspberry Pi

Denominación	Conversor	Tasa de muestreo	Resolución	Canales
PCM1803A	ADC	96kHz	24-bits	2
PCM1804	ADC	192kHz	24-bits	2
PCM3008	DAC+ADC	48kHz	16-bits	2 entradas y 2 salidas
PCM3168A	DAC+ADC	96kHz/192kHz	24-bits	6 entradas y 8 salidas
PCM4202	ADC	216kHz	24-bits	2
PCM4204	ADC	216kHz	24-bits	4
PCM4220	ADC	216kHz	24-bits	2
PCM5102A	ADC	384kHz	32-bits	2
ADAU1977	ADC	192kHz	24-bits	2

Teniendo en cuentas las características básicas de los conversores de la Tabla A.2, se ha decidido implementar una tarjeta de sonido basada en el conversor PCM1804. Esto es así debido a que puede considerarse un punto intermedio entre conversores de una alta tasa de muestreo y resolución, como el caso del PCM5102A, y los conversores más convencionales como el PCM3008.

En la siguiente sección, se detallan los puntos clave para el diseño de la tarjeta de sonido basada en el conversor PCM1804.

A.2.1. PCM1804 Audio Card

Como se ha descrito en el apartado anterior, el PCM1804 es un conversor analógico-digital estéreo de alto rendimiento que posee entrada de tensión analógica diferencial para cada canal [127]. Utiliza un modulador delta-sigma de precisión e incluye un filtro digital antialias de fase lineal y un filtro de paso alto que elimina el offset de la señal de entrada. Puede verse el *pinout* del conversor en la Figura A.11. Adicionalmente, como se ha descrito con anterioridad, este dispositivo transmite los datos en formato PCM por lo que sería posible recibirlos por medio del bus I^2S de la Raspberry Pi.

La idea principal para el desarrollo de esta tarjeta de sonido es disponer de una PCB que permita la conexión rápida con la cabecera de pines GPIO de la Raspberry Pi y así probar diferentes configuraciones y modos de conexión. De esta forma, el primer paso en el diseño de la tarjeta de sonido es conocer las frecuencias de muestreo que pretenden utilizarse.

A.2 Conversores analógicos-digitales diseñados *ad-hoc*

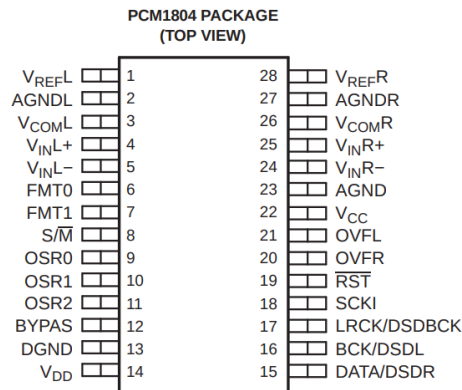


Figura A.11 *Pinout* del PCM1804. Fuente [127]

El objetivo principal, es que la tarjeta sea capaz de tener una frecuencia de muestreo de al menos 192kHz. Si tomamos como referencia la Tabla de la Figura A.12, es posible calcular la frecuencia de reloj necesaria para que el conversor analógico-digital alcance esa frecuencia de muestreo.

OVERSAMPLING RATIO	SAMPLING FREQUENCY (kHz)	SYSTEM CLOCK FREQUENCY (MHz)					
		128 f_s	192 $f_s^{(1)}$	256 f_s	384 f_s	512 f_s	768 f_s
Single rate ⁽²⁾	32	--	--	8.192	12.288	16.384	24.576
	44.1	--	--	11.2896	16.9344	22.5792	33.8688
	48	--	--	12.288	18.432	24.576	36.864
Dual rate ⁽³⁾	88.2	--	--	22.5792	33.8688	--	--
	96	--	--	24.576	36.864	--	--
Quad rate ⁽⁴⁾	176.4	22.5792	33.8688	--	--	--	--
	192	24.576	36.864	--	--	--	--
DSD mode ⁽³⁾	44.1	--	--	11.2896	16.9344	--	--

- (1) Only available in master mode at the quad rate
(2) Modulator is running at 128 f_s .
(3) Modulator is running at 64 f_s .
(4) Modulator is running at 32 f_s .

Figura A.12 Frecuencia de muestreo y frecuencia del reloj del sistema - PCM1804. Fuente [127]

Observando la Tabla de la Figura A.12, las frecuencias de reloj que deben utilizarse para alcanzar 192kHz muestreando: 24,576MHz y 36,864MHz.

Para generar estas señales de reloj, es necesaria la implementación de un oscilador externo, en este caso se ha optado por implementar un oscilador de 24,576MHz de frecuencia. Por lo tanto, las frecuencias a las que se podría muestrear una señal analógica utilizando la tarjeta con este oscilador serían: 32, 48, 96 y 192 kHz.

Por otro lado, para poder indicar al conversor cual es la frecuencia a la que debe muestrearse la señal, se dispone de los pines OSRX o lo que es lo mismo, el *oversampling ratio*. En la Tabla de la Figura A.13 se muestran los diferentes estados de los pines OSRX y su correspondiente frecuencia de

Conversores analógicos-digitales para Raspberry Pi

muestreo obtenida. Para que estos valores de configuración sean aplicables, el pin S/\overline{M} debe estar puesto a tierra indicando que el dispositivo está en modo *Master*.

OSR2	OSR1	OSR0	OVERSAMPLING RATIO	SYSTEM CLOCK RATE
Low	Low	Low	Single rate ($\times 128 f_S$)	768 f_S
Low	Low	High	Single rate ($\times 128 f_S$)	512 f_S
Low	High	Low	Single rate ($\times 128 f_S$)	384 f_S
Low	High	High	Single rate ($\times 128 f_S$)	256 f_S
High	Low	Low	Dual rate ($\times 64 f_S$)	384 f_S
High	Low	High	Dual rate ($\times 64 f_S$)	256 f_S
High	High	Low	Quad rate ($\times 32 f_S$)	192 f_S
High	High	High	Quad rate ($\times 32 f_S$)	128 f_S
High	Low	Low	DSD mode ($\times 64 f_S$)	384 f_S
High	Low	High	DSD mode ($\times 64 f_S$)	256 f_S

Figura A.13 *Oversampling* en modo *master* - PCM1804. Fuente [127]

En el caso del diseño realizado, se ha configurado la frecuencia de 192kHz como una frecuencia fija (todos los pines OSRX a 5V), por lo que no existe posibilidad de cambiar la frecuencia de muestreo.

El último paso, sería tener en cuenta la configuración para el formato de los datos de salida del convertor. En la Tabla de la Figura A.14 pueden verse los formatos disponibles. En este caso se optará por los datos en formato PCM, I^2S de 24-bits.

FMT1	FMT0	FORMAT	MASTER	SLAVE
Low	Low	PCM, left-justified, 24-bit	Yes	Yes
Low	High	PCM, I^2S , 24-bit	Yes	Yes
High	Low	PCM, standard, 24-bit	Yes	Yes
High	High	DSD	Yes	–

Figura A.14 Formato de datos de salida - PCM1804. Fuente [127]

Teniendo en cuenta todo lo anterior, el diseño esquemático para la PCB resultante puede verse la imagen de la Figura A.15.

Una vez fabricada la PCB, como último paso antes de pasar a la configuración del sistema, es necesario conectar la Raspberry Pi con la tarjeta de sonido. Como se hace descrito, el objetivo de la placa es la posibilidad de conectarla en lugares diferentes de la cabecera GPIO, en este caso, se proponen las conexiones del diagrama de la Figura A.16, aunque estas pueden modificarse si se cambia también la asignación de pines en el código.

A.2 Conversores analógicos-digitales diseñados *ad-hoc*

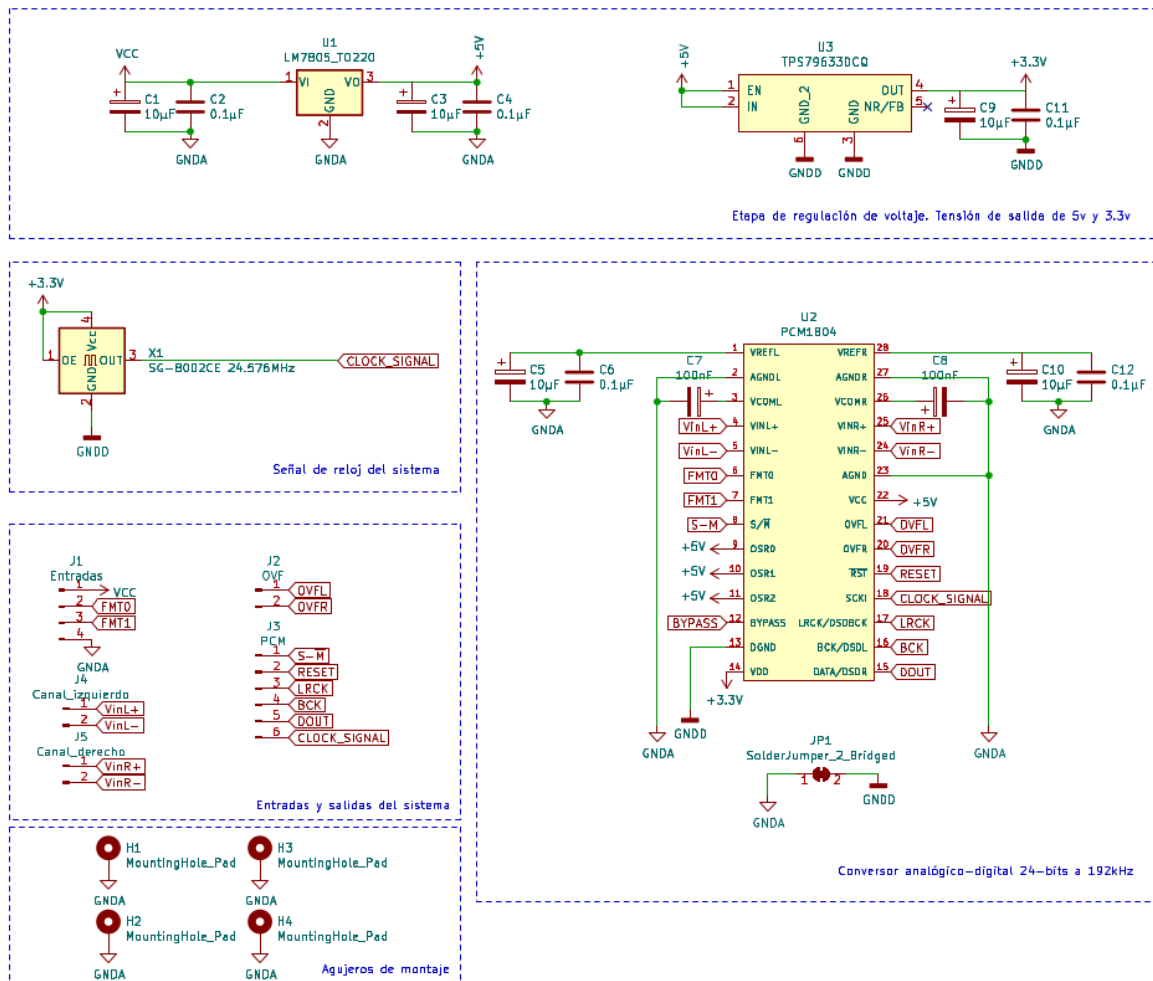


Figura A.15 Diseño esquemático para la tarjeta de sonido basada en el PCM1804

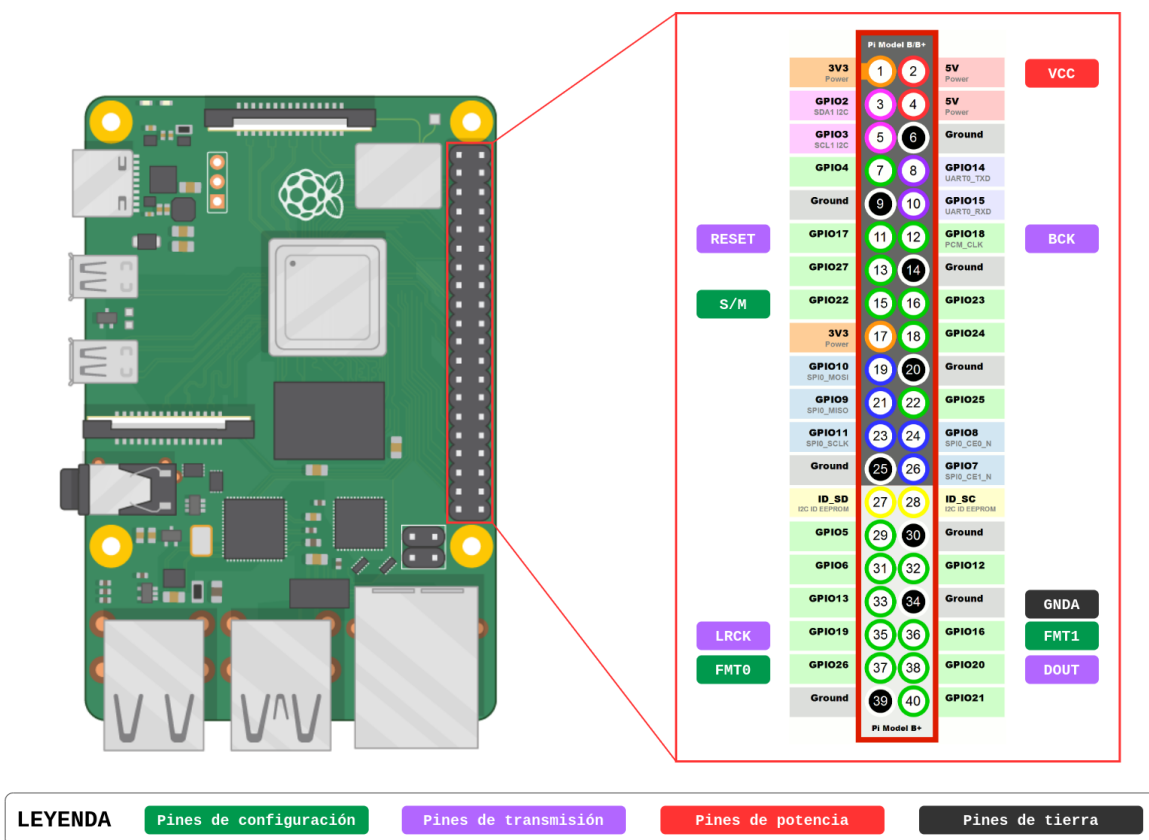


Figura A.16 Conexiones del módulo PCM1804 con la Raspberry Pi

Cálculo de Índices acústicos

En el ámbito de la acústica, el análisis de los índices acústicos es fundamental para evaluar la calidad sonora de diferentes entornos y determinar los posibles efectos negativos del ruido ambiental. Estos índices proporcionan medidas objetivas y cuantificables que permiten caracterizar el nivel de ruido, la claridad del sonido y otros aspectos relevantes de la acústica de un espacio determinado.

En este capítulo, se introduce el cálculo de los índices acústicos más utilizados en el estado del arte, que incluyen el ACI (Índice de complejidad acústica), el NDSI (Índice de diferencia normalizada del paisaje sonoro), el ADI (Índice de diversidad acústica), el H (Índice de entropía acústica), AEI (Índice de uniformidad acústica) y el BIO (Índice bioacústico).

Cada uno de estos índices tiene un propósito específico y se calcula utilizando una serie de parámetros acústicos relevantes, como el nivel de presión sonora, la reverberación, la inteligibilidad del habla y otros factores determinantes para cada índice en particular. Comprender en detalle cómo se calculan estos índices es esencial para evaluar y comparar los resultados de diferentes estudios y establecer criterios de calidad acústica en diversos contextos.

En el presente capítulo, se proporcionará una explicación detallada de los métodos de cálculo utilizados para obtener cada uno de ellos. Se analizarán los parámetros involucrados en el cálculo de cada índice, y además se presentarán las ecuaciones fundamentales.

B.1. Índice de complejidad acústica (ACI)

La hipótesis en la que se fundamenta la fórmula del índice ACI (Índice de complejidad acústica) se apoya en la observación de que muchos sonidos bióticos, como el canto de los pájaros, se caracterizan por una variabilidad de intensidades intrínseca, mientras que algunos tipos de ruido generado por el hombre (como el paso de los coches o el tránsito de los aviones) presentan valores de intensidad muy constantes. En consecuencia, el objetivo a largo plazo de este índice es desarrollar un procedimiento de extracción de información acústica del paisaje sonoro natural, que represente una herramienta útil

Cálculo de Índices acústicos

para determinar los cambios en el comportamiento y la composición de una comunidad vocalizadora y para controlar mejor la dinámica de los animales de forma rápida [42].

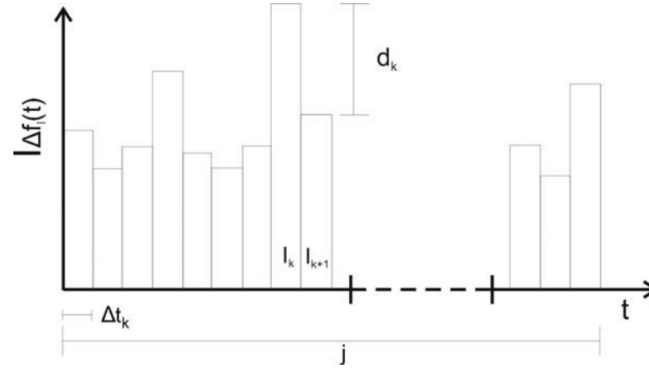


Figura B.1 Gráfico explicativo del Índice de Complejidad Acústica (Fuente [42]).

El índice ACI puede calcularse según una expresión simplificada teniendo en cuenta algunos parámetros (véase la Figura B.1). A partir de la matriz de las intensidades extrapoladas del espectrograma (dividido en pasos temporales y en intervalos de frecuencia), el índice calcula la diferencia absoluta (dk) entre dos valores adyacentes de intensidad ($I(k)$ e $I(k+1)$) en una sola de frecuencia (fl):

$$d_k = |I_k - I_{k+1}| \quad (B.1)$$

y, a continuación, suma todos los d_k comprendidos en el primer paso temporal de la grabación (j, por ejemplo, 5 s, 30 s, 60 s, etc.):

$$D = \sum_{k=1}^n d_k \text{ para } j = \sum_{k=1}^n \Delta t_k \quad (B.2)$$

donde:

D = Suma de todos los d_k contenidos en j

n = número de Δt_k en j

Para obtener la intensidad relativa y reducir el efecto de la distancia entre la fuente emisora y el dispositivo de captura, este resultado se divide por la suma total de los valores de intensidad registrados en j:

$$ACI = \frac{D}{\sum_{k=1}^n I_k} \quad (B.3)$$

donde el ACI se calcula en un solo paso temporal (j) y en una sola banda de frecuencias (fl). A continuación, el ACI obtenido en todos los pasos temporales del registro se utiliza para:

$$ACI_{(\Delta fl)} = \sum_{j=1}^m ACI \quad (B.4)$$

donde:

$ACI_{(\Delta f_l)}$ = Es el ACI de una banda de frecuencia

m = pasos (j) en un registro completo

Finalmente, el ACI de todas las bandas de frecuencia se calcula como:

$$ACI_{tot} = \sum_{l=1}^q ACI_{(\Delta f_l)} \text{ para } \Delta f = \sum_{l=1}^q \Delta f_l \quad (\text{B.5})$$

donde:

q = son las bandas de frecuencia

Lo que da lugar al índice ACI.

B.2. Índice de diversidad acústica (ADI)

La proporción de sonido que se produce en cada banda de frecuencias puede utilizarse para calcular una serie de métricas similares a las utilizadas en los estudios de biodiversidad de las especies animales. Permitiendo que cada banda represente una “especie” concreta, la ocupación (la proporción de esa banda con sonido) de cada banda de frecuencia puede utilizarse para calcular el índice de Shannon en una grabación como:

$$H' = \sum_{i=1}^s p_i \ln(p_i) \quad (\text{B.6})$$

donde:

p_i = es energía en es banda

s = cantidad de bandas de frecuencia

Lo que daría lugar al índice ADI (Índice de diversidad acústica) una vez calculado.

B.3. Índice de uniformidad acústica (AEI)

Para calcular la uniformidad acústica, se propone el cálculo del coeficiente de Gini [128]. Para ello, debe aplicarse la siguiente expresión para cada uno de los valores obtenidos por medio de la ecuación B.6 de la sección B.2:

$$G = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |H_i - H_j|}{2n^2 \mu} \quad (\text{B.7})$$

donde:

n = bandas totales

H = índice de Shannon para la banda

Dando lugar al índice AEI (Índice de uniformidad acústica).

B.4. Índice de bioacústica (BIO)

El BIO es el denominado índice de bioacústica. Fue desarrollado por N.T. Boelman [67]. Su cálculo se determina en función de la aparición de un valor de potencia espectral por encima del umbral en la banda de frecuencias de 2-8 kHz o 2-11 kHz normalmente, y su objetivo es ilustrar la actividad bioacústica. El valor del coeficiente depende del intervalo de frecuencias discretas más silencioso con una anchura de 1 kHz, de esta forma, los valores más altos de este coeficiente indican una discrepancia entre el intervalo más alto y el más bajo. Con respecto a los resultados experimentales, estos valores altos fueron obtenidos para el sonido de las cigarras, que se caracterizan por su gran amplitud y su mínima variación entre los intervalos discretos de frecuencia consecutivos [129].

Para calcular este índice primero es necesario usar valores en decibelios por lo que para cada frecuencia del espectro se tiene que:

$$S(dB) = 20 \log\left(\frac{S}{\max(S)}\right) \quad (B.8)$$

A continuación se calcula lo que se conoce como la media del espectro:

$$\bar{S} = 10 \log\left(\sum_{i=\min_f}^{\max_f} 10^{\frac{S(dB)_i}{10}}\right) \quad (B.9)$$

Posteriormente, a los valores obtenidos se les resta el mínimo valor obtenido para ajustar el valor de frecuencia a cero, es decir, se normaliza el espectro. Finalmente, se obtiene el valor del índice BIO (Índice bioacústico) con la siguiente expresión:

$$BIO = \sum_{i=\min_f}^{\max_f} \frac{\bar{S}_i - (S_n)_i}{f_1 - f_0} \quad (B.10)$$

B.5. Índice de diferencia normalizada del paisaje sonoro (NDSI)

Bajo el supuesto de que la contribución del ruido antropogénico está limitada a una banda de frecuencia, entre 1 y 2 kHz, por debajo de la del resto del mundo biológico, que se encuentra entre 2 y 8 kHz, el NDSI (Índice de diferencia normalizada del paisaje sonoro) trata de describir la salud del hábitat en función del nivel de perturbación antropogénica calculando la relación (biofonía - antropofonía) / (biofonía + antropofonía) [43]. En estudios a largo plazo se ha demostrado que el NDSI refleja la supuesta variación estacional y diurna en un paisaje y puede resultar útil para observar las interacciones a largo plazo entre los animales y las poblaciones humanas [43]. Sin embargo, no ofrece una estimación de la diversidad local dentro del rango de la biofonía, ni proporciona un medio para investigar en detalle las interacciones a corto plazo. Además, las suposiciones sobre rangos de frecuencia pueden no ser generalizados. Por ejemplo, en los climas tropicales no industrializados, posiblemente los más valiosos en términos ecológicos, los animales vocalizan fuera del rango de 2-8 kHz, y la antropofonía industrial es mínima. Del mismo modo, en los hábitats marinos estos rangos de

frecuencia pueden no ser relevantes debido al rango acústico de las llamadas de los cetáceos y otras especies [129].

Para calcular el NDSI, por lo tanto se debe calcular la PSD (Densidad espectral de potencia) para las bandas entre 0 y 2 kHz, la banda entre 2 y 8 kHz. Posteriormente se deberá aplicar la siguiente expresión:

$$NDSI = \frac{biofonia_{PSD,banda1-2kHz} - antropofonia_{PSD,banda2-8kHz}}{biofonia_{PSD,banda1-2kHz} + antropofonia_{PSD,banda2-8kHz}} \quad (B.11)$$

Obteniendo de esta manera el resultado para el índice NDSI.

B.6. Índice de entropía acústica (H)

El índice H (Índice de entropía acústica) se describe como el producto de entropías espectral (H_f) y temporal (H_t) que se calculan sobre el espectro medio y la envolvente de amplitud de Hilbert de una onda temporal, respectivamente [41]. El índice oscila entre 0 para los tonos puros y 1 para un sonido de alta energía distribuido uniformemente. Durante su desarrollo, el índice se probó primero con coros simulados, generados mezclando muestras de vocalizaciones de aves y variando sistemáticamente el número de especies en cada pista. Los valores de H aumentaron con la riqueza de especies siguiendo un modelo logarítmico. Se realizaron pruebas de campo en bosques costeros africanos prístinos y degradados demostrando que el índice reflejaba la variación asumida en la riqueza de las especies [41]. En el caso de que el ruido de fondo, como el tráfico o las señales de banda ancha como la lluvia sean más altos, las medidas de entropía espectral pueden dar resultados contradictorios: los momentos de baja actividad acústica con un ruido de fondo relativamente alto, por ejemplo, el valor devuelto por el índice se aproximan a 1. Este es un problema real en la monitorización acústica pasiva, tanto en entornos terrestres como marinos, ya que la baja sensibilidad de los micrófonos exteriores tienden a crear un alto nivel de ruido de fondo que podría dar lugar a resultados erróneos [41, 129].

Para calcular el índice de entropía acústica, se tiene la siguiente expresión [41]:

$$H(X) = - \int_{-\infty}^{\infty} p_x(x) \log_2 p_x(x) dx \quad (B.12)$$

donde:

p_x = función de masa de probabilidad

La entropía temporal se hallaría de la siguiente forma [41]:

$$H_t = - \sum_{t=1}^n A(t) \log_2 A(t) \log_2(n)^{-1}, H_t \in [0, 1] \quad (B.13)$$

En el caso de la entropía espectral se tiene [41]:

$$H_f = - \sum_{f=1}^n S(f) \log_2 S(f) \log_2(N)^{-1}, H_f \in [0, 1] \quad (B.14)$$

Cálculo de Índices acústicos

donde:

$S(f)$ = espectro medio transformado a una función de masa de probabilidad

Eventualmente, el índice H también puede ser calculado como $H = H_t H_f$, es decir, como el producto de las entropías espectral (H_f) y temporal (H_t).

Clases del clasificador automático del nodo SmartBirds

En la Tabla C.1, se introducen las clases utilizadas para clasificar las especies de forma automática utilizando los nodos *SmartBirds* de la sección 3.5.

Tabla C.1 Lista de aves estudiadas para la clasificación de eventos

Nombre Científico	Nombre Común	Common Name
<i>Tadorna ferruginea</i>	Tarro canelo	Ruddy Shelduck
<i>Alectoris rufa</i>	Perdiz roja	Red-legged Partridge
<i>Marmaronetta angustirostris</i>	Cerceta pardilla	Marbled Teal
<i>Anas crecca</i>	Cerceta común	Common Teal
<i>Alectoris barbara</i>	Perdiz moruna	Barbary Partridge
<i>Coturnix coturnix</i>	Codorniz común	Common Quail
<i>Bulweria bulwerii</i>	Petrel de Bulwer	Bulwer's Petrel
<i>Calonectris borealis</i>	Pardela cenicienta atlantica	Cory's Shearwater
<i>Puffinus lherminieri</i>	Pardela de Audubon	Audubon's Shearwater
<i>Phaethon aethereus</i>	Rabijunco etéreo	Red-billed Tropicbird
<i>Puffinus puffinus</i>	Pardela pichoneta	Manx Shearwater
<i>Pelagodroma marina</i>	Paño pechialbo	White-faced Storm-petrel
<i>Ixobrychus minutus</i>	Avetorillo común	Common little bittern
<i>Hydrobates pelagicus</i>	Paño europeo	European Storm-petrel
<i>Nycticorax nycticorax</i>	Martinete común	Black-crowed Night-heron
<i>Hydrobates castro</i>	Paño de Madeira	Band-rumped Storm-petrel
<i>Bubulcus ibis</i>	Garcilla bueyera	Cattle Egret
<i>Egretta garzetta</i>	Garceta común	Little Egret
<i>Falco tinnunculus</i>	Cernícalo vulgar	Common kestrel

Tabla C.1 continuación de la página anterior

Nombre Científico	Nombre Común	Common Name
Ardeacinerea	Garza real	Grey Heron
Pandion haliaetus	Águila pescadora	Osprey
Falco eleonora	Halcón de Eleonora	Eleonora's Falcon
Buteo buteo	Busardo ratonero	Eurasian Buzzard
Falco pelegrinoides	Halcón tagarote o de berbería	Barbary Falcon
Neophron percnopterus	Alimoche común	Egyptian Vulture
Milvus migrans	Milano negro	Black kite
Gallinula chloropus	Gallineta común	Common Moorhen
Accipiter nisus	Gavilán común	Eurasian Sparrowhawk
Himantopus himantopus	Cigüeñuela común	Black-winged stilt
Fulica atra	Focha común	Common coot
Chlamydotis undulata	Avutarda hubara africana	African Houbara
Calidris alpina	Correlimos común	Dunlin
Cursorius cursor	Corredor sahariano	Cream-coloured Courser
Arenaria interpres	Vuelvepiedras común	Ruddy Turnstone
Burhinus oedicnemus	Alcaraván común	Eurasian Thick-knee
Actitis hypoleucos	Andaríos chico	Common sandpiper
Charadrius dubius	Chorlitejo chico	Little Ringed Plover
Charadrius hiaticula	Chorlitejo grande	Common ringed plover
Charadrius alexandrinus	Chorlitejo patinegro	Kentish Plover
Numenius phaeopus	Zarapito trinador	Whimbrel
Scolopax rusticola	Chocha perdiz	Eurasian Woodcock
Larus fuscus	Gaviota sombría	Lesser Black-backed Gull
Sterna sandvicensis	Charrán patinegro	Sandwich Tern
Larus michahellis	Gaviota patiamarilla	Yellow-legged Gull
Sterna dougallii	Charrán rosado	Roseate Tern
Larus ridibundus	Gaviota reidora	Black-headed gull
Sterna hirundo	Charrán común	Common tern
Pterocles orientalis	Ganga ortega	Black-bellied Sandgrouse
Columba junoniae	Paloma rabiche	White-tailed Laurel-pigeon
Columba livia	Paloma bravía	Rock dove
Streptopelia turtur	Tórtola europea	European Turtle-dove
Columba bollii	Paloma turqué	Dark-tailed Laurel-pigeon
Streptopelia decaocto	Tórtola turca	Eurasian Collared-dove
Streptopelia roseogrisea	Tórtola rosigrís	African Collared-dove
Myiopsitta monachus	Cotorra argentina	Monk Parakeet

Tabla C.1 continuación de la página anterior

Nombre Científico	Nombre Común	Common Name
<i>Spilopelia senegalensis</i>	Tórtola senegalesa	Laughing Dove
<i>Tyto alba</i>	Lechuza común	Common Barn-owl
<i>Psittacula krameri</i>	Cotorra de Kramer	Rose-ringed Parakeet
<i>Asio otus</i>	Búho chico	Northern Long-eared Owl
<i>Apus unicolor</i>	Vencejo unicolor	Plain swift
<i>Upupa epops</i>	Abubilla común	Common Hoopoe
<i>Apus pallidus</i>	Vencejo pálido	Pallid swift
<i>Dendrocopos major</i>	Pico picapinos	Great Spotted woodpecker
<i>Apus apus</i>	Vencejo común	Common swift
<i>Alaudala rufescens</i>	Terrera marismeña	Lesser short-toed Lark
<i>Hirundo rustica</i>	Golondrina común	Barn Swallow
<i>Motacilla alba</i>	Lavandera blanca	White Wagtail
<i>Delichum urbicum</i>	Avión común occidental	Northern House Martin
<i>Motacilla cinerea</i>	Lavandera cascadeña	Grey Wagtail
<i>Anthus berthelotii</i>	Bisbita caminero	Berthelot's Pipit
<i>Erithacus rubecula</i>	Petirrojo europeo	European Robin
<i>Saxicola dacotiae</i>	Tarabilla canaria	Fuerteventura Stonechat
<i>Sylvia atricapilla</i>	Curruca capirotada	Eurasian Blackcap
<i>Oenanthe oenanthe</i>	Collalba gris	Northern Wheatear
<i>Sylvia melanocephala</i>	Curruca cabecinegra	Sardinian Warbler
<i>Turdus merula</i>	Mirlo común	Eurasian Blackbird
<i>Sylvia conspicillata</i>	Curruca tomillera	Spectacled Warbler
<i>Sturnus vulgaris</i>	Estornino pinto	Common Starling
<i>Ficedula hypoleuca</i>	Papamoscas cerrojillo	European Pied Flycatcher
<i>Phylloscopus canariensis</i>	Mosquitero canario	Canary Islands Chiffchaff
<i>Cyanistes teneriffae</i>	Herrerillo canario	African Blue tit
<i>Regulus regulus</i>	Reyezuelo sencillo	Goldcrest
<i>Lanius excubitor</i>	Alcaudón norteño	Great Grey Shrike
<i>Pyrhocorax pyrrhocorax</i>	Chova piquirroja	Red-billed Chough
<i>Passer hispaniolensis</i>	Gorrión moruno	Spanish Sparrow
<i>Corvus corax</i>	Cuervo grande	Common raven
<i>Passer montanus</i>	Gorrión molinero	Eurasian Tree Sparrow
<i>Passer domesticus</i>	Gorrión común	House Sparrow
<i>Petronia petronia</i>	Gorrión chillón	Rock Sparrow
<i>Estrilda astrild</i>	Estrilda común	Common Waxbill
<i>Fringilla coelebs</i>	Pinzón vulgar	Common Chaffinch

Tabla C.1 continuación de la página anterior

Nombre Científico	Nombre Común	Common Name
<i>Fringilla teydea</i>	Pinzón azul de Tenerife	Tenerife Blue Chaffinch
<i>Serinus canarius</i>	Serín Canario	Island Canary
<i>Fringilla polatzeki</i>	Pinzón azul de Gran Canaria	Gran Canaria Blue Chaffinch
<i>Serinus serinus</i>	Serín verdecillo	European Serin
<i>Chloris chloris</i>	Verderón común	European Greenfinch
<i>Carduelis cannabina</i>	Pardillo común	Common Linnet
<i>Bucanetes githagineus</i>	Camachuelo trompetero	Trumpeter Finch
<i>Carduelis carduelis</i>	Jilguero europeo	European Goldfinch
<i>Emberiza calandra</i>	Escribano triguero	Corn Bunting
<i>Calonectris diomedea</i>	Pardela cenicienta	Cory's shearwater
<i>Puffinus assimilis</i>	Pardela chica	Pink-footed shearwater
<i>Parus caeruleus</i>	Herrerillo común	Blue Tit
<i>Acridotheres tristis</i>	Miná común	Common myna