



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

**Caracterización automática de
señales de ecolocalización de
murciélagos pescadores en
Villavicencio - Meta para el análisis y
apoyo a la investigación en
biodiversidad en la Universidad de los
Llanos.**

Leandro Esneyder Agudelo Villalobos

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería, Departamento Ingeniería de Sistemas e Industrial
Bogotá, Colombia
2022

Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

Leandro Esneyder Agudelo Villalobos

Trabajo final de maestría como requisito parcial para optar al título de:
Magíster en Ingeniería de Sistemas y Computación

Director:

Ph.D Ángel Alfonso Cruz Roa

Codirector:

Ph.D Fabio Augusto González Osorio

Línea de Investigación:

Computación Aplicada

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería, Departamento Ingeniería de Sistemas e Industrial

Bogotá D.C., Colombia

2022

Dedicatoria

A mi esposa e hija

Por el apoyo y comprensión durante el desarrollo de la maestría, a pesar de saber que este tipo de títulos no son valorados en el país y más en las épocas que se viven donde los gobiernos solo buscan mano de obra barata y no invierten en el conocimiento que permita que el país pase de ser consumidor a productor.

Con el deseo sincero que un futuro este tipo de esfuerzos económicos y familiares sean valorados y más usados para construir un mejor país donde el conocimiento y el esfuerzo sean la estrategia para construir sociedad.

Agradecimientos

Quiero agradecer a Angélica Viviana Yantén Arévalo, Bióloga egresada de la Universidad de los Llanos, quien me ayudo con sus conocimientos y trabajo en la captura y etiquetado de las señales de ecolocalización.

Al profesor de la Universidad de los Llanos, Ph.D Ángel Alfonso Cruz Roa, que me apoyo como director del presente trabajo, aportando sus conocimientos, paciencia y seguimiento constante para lograr el desarrollo de este, en pro de lograr resultados que permitan apoyar los procesos de investigación en Biodiversidad de la Universidad de los Llanos.

Al Profesor de la Universidad Nacional, Ph.D Fabio Augusto González Osorio que me apoyo como codirector, donde también aportó su conocimiento y experiencia en el desarrollo e implementación de procesos de aprendizaje de máquina.

Finalmente quiero agradecer a todas las personas que con su trabajo y compromiso hicieron posible la celebración y ejecución del convenio entre la Universidad de los Llanos y la Universidad Nacional de Colombia, permitiendo con esto acceder a posgrados de calidad, sin tener que sacrificar la calidad de vida que otorga el vivir en ciudades como Villavicencio.

Resumen

Los murciélagos cuentan con la capacidad de la generación de llamados de ecolocalización para los procesos de desplazamiento y captura del alimento. Estos llamados presentan una serie de características temporales y espectrales que permiten adelantar la identificación de especies, géneros o familias, partiendo de los comportamientos asociados a las variaciones de frecuencias conocidos como tipos de pulsos (frecuencia modulada - FM, frecuencia constante - CF y frecuencia cuasi-constante - QCF) las cuales están enmarcadas en las fases del proceso de forrajeo (búsqueda, aproximación y terminal).

Debido a la dependencia directa de los expertos y la falta de bases de datos anotadas existentes, se adelantó el presente trabajo el cual consiste en la caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores por medio de técnicas de procesamiento digital de señales y aprendizaje computacional no supervisado, aplicadas a un conjunto de 4.426 señales anotadas y validadas por biólogos de la Universidad de los Llanos.

A cada audio se le adelantó un preprocesamiento que permitió la extracción e identificación de cada señal de ecolocalización, a la cual se le aplicó un filtro *Butterworth* pasa banda, previo a la extracción de características espectrales y temporales (*Fast Fourier Transform FFT*, *spectral rolloff*, *chroma*, *melspectrogram*, *Mel Frequency Cepstral Coefficients*, *spectral centroid*, *zero crossing rate*, entre otras), logrando construir un conjunto de datos de 600 características. Al cual, se le aplicaron los algoritmos *Random Forest* y *Principal Component Analysis* para adelantar la reducción de la dimensionalidad; A estos resultados se aplicaron los algoritmos de agrupamiento *K-means* y *Spectral Clustering*.

De la evaluación realizada se encontró como factor predominante que para la etiqueta de tipos de pulsos la cantidad de clústeres con mejores resultados es de tres (3), tanto para *K-means* y *Spectral Clustering*, con un valor máximo de 0,610 para la métrica de coeficiente de silueta. Mientras que para la etiqueta de fases de forrajeo la cantidad de clústeres con mejores resultados es de dos (2), se encontró una mejora en los resultados al implementar PCA a las características identificadas como relevantes mediante *Random Forest* antes de implementar el proceso de agrupamiento.

Palabras clave: Agrupamiento, Análisis de Señales, Aprendizaje Automático, Ecolocalización de murciélagos, Forrajeo, Procesamiento Digital de Señales, Señales de Ultrasonido.

Abstract

Automatic characterization of echolocation signals of fishing bats in Villavicencio - Meta for the analysis and support of biodiversity research at the Universidad de Los Llanos

Bats have the ability to generate echolocation calls for the processes of movement and capture of food. These calls present a series of temporal and spectral characteristics that allow to identification of species, genera or families, starting from the behaviors associated with frequency variations known as pulses types (modulated frequency - FM, constant frequency -CF and quasi-constant frequency - QCF), which are in the phases of the foraging process (search, approach and terminal phases).

By the direct dependence of the experts and the lack of existing annotated databases, the present work was carried out, which consists of the automatic characterization of echolocation signals of fishing bats by means of digital signal processing techniques and unsupervised computational learning, applied to a set of 4,426 signals noted and validated by Biologists from the Universidad de los Llanos.

Each audio was preprocessed to extraction and identification of each echolocation signal, to which a Butterworth band-pass filter was applied, prior to the extraction of spectral and temporal characteristics (chroma, melspectrogram, cepstral coefficients of Mel frequency, spectral centroid, zero crossing rate, among others), to build a data set of 600 characteristics. Which the Random Forest and Principal Component Analysis algorithms were applied to advance the reduction of dimensionality; The K-means and Spectral Clustering algorithms were applied to these results.

From the evaluation carried out, it was found as a predominant factor that for the label of pulse types, the number of clusters with the best results is three (3), both for K-means and Spectral Clustering, with a maximum value of 0,610 for the silhouette coefficient metric.; While for the label of foraging phases, the number of clusters with the best results is two (2), an improvement in the results was found when implementing PCA to the characteristics identified as relevant by Random Forest before implementing the clustering process.

Keywords: Clustering, Signal Analysis, Machine Learning, Bat Echolocation, Foraging, Digital Signal Processing, Ultrasound Signals.

Este Trabajo Final de maestría fue calificado en mayo de 2022 por el siguiente evaluador:

César Augusto Díaz Celis MSc.
Escuela de Ingeniería, Facultad de Ciencias Básicas e Ingeniería
Universidad de Los Llanos

Contenido

1. INTRODUCCIÓN.	1
1.1. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	3
1.2. OBJETIVOS	4
1.2.1. <i>Objetivo general</i>	4
1.2.2. <i>Objetivos específicos</i>	4
1.3. CONTRIBUCIONES Y PRODUCTOS ACADÉMICOS	5
1.4. ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO	5
2. MARCO CONCEPTUAL Y TRABAJOS PREVIOS.	7
2.1. SEÑALES DE ECOLOCALIZACIÓN DE MURCIÉLAGOS	7
2.2. ANTECEDENTES Y TRABAJOS PREVIOS	10
2.2.1. <i>Caracterización manual de señales de ecolocalización de murciélagos</i>	10
2.2.2. <i>Caracterización y representación de señales de ecolocalización de murciélagos</i>	10
2.2.3. <i>Análisis automático de señales de ecolocalización de murciélagos</i>	11
2.3. CONCLUSIÓN	12
3. MÉTODOS	14
3.1. PREPARACIÓN Y CONSTRUCCIÓN DEL CONJUNTO DE DATOS DE LLAMADOS DE ECOLOCALIZACIÓN	15
3.1.1. <i>Descripción del conjunto de datos de llamados de ecolocalización.</i>	15
3.2. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE SEÑALES DE ECOLOCALIZACIÓN	19
3.2.1. <i>Características de señales manuales</i>	19
3.2.2. <i>Meta-características espectrales automáticas</i>	21
3.3. REDUCCIÓN DE DIMENSIONALIDAD Y REPRESENTACIÓN DE LAS SEÑALES DE ECOLOCALIZACIÓN	26

3.3.1.	<i>Algoritmo Bosques Aleatorios (Random Forest - RF) para selección de características discriminantes</i>	26
3.3.2.	<i>Algoritmo de Análisis de Componentes Principales (Principal Component Analysis - PCA) para reducción de dimensionalidad</i>	28
3.4.	AGRUPAMIENTO AUTOMÁTICO DE SEÑALES	28
3.4.1.	<i>Algoritmo de agrupamiento K-medias (K-means)</i>	28
3.4.2.	<i>Algoritmo de agrupamiento espectral (Spectral Clustering)</i>	29
3.5.	DISEÑO EXPERIMENTAL	30
3.5.1.	<i>Conjuntos de datos</i>	30
3.5.2.	<i>Metodología experimental y exploración de parámetros para selección de características con RF</i>	31
3.5.3.	<i>Metodología experimental y exploración de parámetros para reducción de la dimensionalidad con PCA</i>	33
3.5.4.	<i>Metodología experimental y exploración de parámetros para el agrupamiento</i>	34
3.5.5.	<i>Medidas de desempeño de evaluación de clasificación</i>	35
3.5.6.	<i>Medidas de desempeño de evaluación de agrupamiento</i>	37
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	40
4.1.	CARACTERÍSTICAS DE SEÑALES DE ECOLOCALIZACIÓN	40
4.1.1.	<i>Conjunto de características manuales</i>	40
4.1.2.	<i>Conjunto de características y meta-características automáticas</i>	45
4.2.	REDUCCIÓN DE DIMENSIONALIDAD Y REPRESENTACIÓN DE LAS SEÑALES DE ECOLOCALIZACIÓN	49
4.2.1.	<i>Selección de características discriminantes con Bosques Aleatorios (RF)</i>	50
4.2.2.	<i>Reducción de dimensionalidad con Análisis de Componentes Principales (PCA)</i>	53
4.3.	AGRUPAMIENTO AUTOMÁTICO DE SEÑALES	58
4.3.1.	<i>Caracterización de fases de forrajeo señales de ecolocalización usando K-means</i>	63
4.3.2.	<i>Caracterización de fases de forrajeo de señales de ecolocalización usando Spectral Clustering</i>	66
4.3.3.	<i>Caracterización de tipos de pulsos de ecolocalización usando K-means</i>	69
4.3.4.	<i>Caracterización de tipos de pulsos de ecolocalización usando Spectral Clustering</i>	71
5.	CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO	75
5.1.	CONCLUSIONES	75

X Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

5.2. TRABAJO FUTURO 76

6. BIBLIOGRAFÍA 146

Lista de figuras

Figura 2-1. Secuencia de llamadas de ecolocalización producidas por un murciélago <i>N. albiventris</i> , en la fase de búsqueda. (Angélica Yantén, 2020).....	7
Figura 2-2. Secuencia de llamadas de ecolocalización producidas por un murciélago <i>N. albiventris</i> , en la fase de enfoque. (Angélica Yantén, 2020).	8
Figura 2-3. Secuencia de llamadas de ecolocalización producidas por un murciélago <i>N. albiventris</i> , en la fase terminal. (Angélica Viviana Yantén Arévalo, 2020).	8
Figura 2-4. Espectrograma de los pulsos de un murciélago <i>Noctilio albiventris</i> . a) Espectrograma de un pulso de frecuencia cuasi constante (QCF), b) Espectrograma de un pulso de frecuencia constante y otra modulada (CF-FM), c) Espectrograma de un pulso de frecuencia modulada (FM) de <i>Noctilio albiventris</i> . Adaptado de (Angélica Yantén, 2020). 9	9
Figura 3-1 Esquema de la metodología y experimentación para la caracterización y análisis automático de las señales de ecolocalización por medio de agrupamiento no supervisado para la identificación de señales por tipos de pulsos o fases de forrajeo. (Elaboración propia).....	15
Figura 3-2. Esquema implementado para la captura de las señales de ecolocalización (Angélica Yantén, 2020).	16
Figura 3-3. Espectros de frecuencia para los tipos de pulsos por fases de forrajeo. Donde el rango de frecuencias de los pulsos (eje y), esta entre los 0Hz y 100KHz, y la duración de los pulsos (eje x, tiempo en segundos), en cuanto a la potencia representada por el mapa de color esta en la escala de los -170dB a -70dB. (Elaboración propia)	18
Figura 3-4. Espectro de potencia (izquierda) y espectrograma (derecha) de los pulsos emitidos por <i>Noctilio albiventris</i> durante la fase de búsqueda (eje X tiempo, eje Y frecuencia). FME: frecuencia de mayor energía en el pulso, FMax: frecuencia máxima, FMin: frecuencia mínima, Dur: duración del pulso, Int: intervalo entre pulsos (Angélica Yantén, 2020).....	20
Figura 3-5. Proceso de extracción de las características automáticas y meta-características de señales acústicas de ecolocalización.....	21
Figura 3-6. Ejemplo de matriz obtenida para las características de chroma, Mels y coeficientes cepstrales de Mel.	22

XII Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

Figura 3-7. Esquema de funcionamiento del algoritmo Random Forest. Adaptado de (Abhay Padda, 2016).....	27
Figura 3-8. Diseño experimental implementado para identificar las mejores características con Random Forest.	32
Figura 3-9. Diseño experimental implementado para la reducción de dimensionalidad mediante PCA.....	33
Figura 3-10. Diseño experimental para la exploración de parámetros de los algoritmos de agrupamiento K-means y Spectral Clustering para cada subconjunto de datos de los experimentos.....	34
Figura 4-1. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de ancho de banda para las etiquetas de tipos de pulsos (CF-FM, FM, QCF).....	41
Figura 4-2. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia pico para las etiquetas de tipos de pulsos (CF-FM, FM, QCF).....	42
Figura 4-3. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia final para para las etiquetas de tipos de pulsos (CF-FM, FM, QCF).....	43
Figura 4-4. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de duración para las etiquetas de tipos de pulsos (CF-FM, FM, QCF).....	44
Figura 4-5. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de duración para las etiquetas de fases de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal).	45
Figura 4-6. a) Banco de filtros Mel implementado; b) Equivalencia de frecuencias de Mel a Hz.....	46
Figura 4-7. Implementación de la extracción de las frecuencias de Mel. a) Señal tipo FM filtrada, para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz b) Frecuencias de Mel para la señal tipo FM.....	47
Figura 4-8. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la meta-característica Melsall9maxnm para las etiquetas de tipos de pulsos (CF-FM, FM, QCF).....	48

Figura 4-9. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la meta-característica <i>MFCCmallord1(avgg)</i> para las etiquetas de fase de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal).	49
Figura 4-10. Matrices de confusión resultado del mejor modelo del algoritmo de clasificación RF aplicado en los datos de prueba para cada uno de los experimentos de acuerdo con los conjuntos de datos.	51
Figura 4-11. Características más discriminantes identificadas entre los respectivos grupos de categorías (tipos de pulsos o fases de forrajeo) para cada experimento de acuerdo con el conjunto de datos.	52
Figura 4-12. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento subconjunto de datos PCA_m_8 visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulsos: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul).	54
Figura 4-13. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento del subconjunto de datos PCA_m_8 visualizando cada dato según la categoría de fase de forrajeo: Búsqueda (rojo), Aproximación (verde) y Terminal (azul). 55	55
Figura 4-14. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento subconjunto de datos PCA_rf_pm_3 visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulsos: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul).	55
Figura 4-15. Resultados de los tres primeros componentes para la etiqueta pulsos (CF-FM, FM, QCF), para el experimento PCA_rf_pt_6. visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulsos: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul).	56
Figura 4-16. Resultados de los tres primeros componentes para la etiqueta pulsos (CF-FM, FM, QCF), para el experimento PCA_rf_pt_3. visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulsos: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul).	56
Figura 4-17. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento subconjunto de datos PCA_rf_pa_3 visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulsos: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul).	57
Figura 4-18. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento subconjunto de datos PCA_rf_fa_3 visualizando cada dato según la categoría de fase de forrajeo: Búsqueda (rojo), Aproximación (verde) y Terminal (azul).	57
Figura 4-19. Porcentaje de distribución de las fases de forrajeo en los tres clústeres del algoritmo K-means del subconjunto de datos rf_fa_26.	63
Figura 4-20. Porcentaje de distribución de las fases de forrajeo en los tres clústeres del algoritmo K-means del subconjunto de datos fm_8.	65
Figura 4-21. Porcentaje de distribución de las fases de forrajeo en los tres clústeres del algoritmo Spectral Clustering + KNN, con el subconjunto de datos rf_fa_26.	66

XIV Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

Figura 4-22. Porcentaje de distribución de las fases de forrajeo en los tres clústeres del algoritmo Spectral Clustering + KNN del subconjunto de datos fm_8.....	68
Figura 4-23. Porcentaje de distribución de los tipos de pulsos en los tres clústeres del algoritmo K-means del subconjunto de datos PCA_rf_pm_7.....	69
Figura 4-24. Porcentaje de distribución de los tipos de pulsos en los tres clústeres del algoritmo K-means del subconjunto de datos fm_8.....	70
Figura 4-25. Porcentaje de distribución de los tipos de pulsos en los tres clústeres del algoritmo Spectral Clustering + KNN, con el subconjunto de datos PCA_pm_8.	72
Figura 4-26. Porcentaje de distribución de los tipos de pulso en los tres clústeres del algoritmo Spectral Clustering + KNN del subconjunto de datos PCA_rf_pt_3.....	73

Lista de tablas

Tabla 3-1. Descripción de los archivos de audio anotados en (Angélica Yantén, 2020), los cuales son empleados con las anotaciones de tipos de pulso o fases de forrajeo como base de datos inicial en el presente trabajo. (Elaboración propia).....	16
Tabla 3-2. Distribución del conjunto de datos de los fragmentos de audio anotados por tipos de pulsos y fases. (Elaboración propia)	17
Tabla 3-3. Matriz de confusión para la validación de resultados.	35
Tabla 4-1. Valores estadísticos para del ancho de banda por tipos de pulso, los valores están expresados en Khz.	40
Tabla 4-2. Valores estadísticos para la frecuencia pico por tipo de pulso. Los valores están expresados en Khz.	41
Tabla 4-3. Valores estadísticos para la frecuencia final por tipo de pulso, los valores están expresados en Khz.	42
Tabla 4-4. Valores estadísticos para la duración por tipo de pulso, los valores están expresados en milisegundos (ms).....	43
Tabla 4-5. Valores estadísticos para la duración por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en milisegundos (ms).....	44
Tabla 4-6. Valores estadísticos para <i>Melsall9maxnm</i> por tipos de pulso, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro.....	47
Tabla 4-7. Valores estadísticos para la meta-característica <i>MFCCmallord1(avgq)</i> por tipo de fase, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro.	48
Tabla 4-8. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para los experimentos de cada conjunto de datos.....	51
Tabla 4-9. Consolidado de los resultados de reducción de dimensionalidad con PCA para cada uno de los diferentes subconjuntos de datos con las características completas (manuales y/o meta-características) o con una selección de características de RF, cantidad	

de componentes seleccionados y su respectivo porcentaje de varianza explicada acumulada.....	53
Tabla 4-10. Desempeño del agrupamiento con K-means en términos de la medida V-measure para las etiquetas de fases de forrajeo y tipos de pulsos.....	59
Tabla 4-11. Desempeño del agrupamiento con K-means en términos de la medida de Coeficiente Silueta para las etiquetas de fases de forrajeo y tipos de pulso.	60
Tabla 4-12. Desempeño del agrupamiento con Spectral Clustering en términos de la medida V-measure para las etiquetas de fases de forrajeo y tipos de pulsos.....	61
Tabla 4-13. Desempeño del agrupamiento con Spectral Clustering en términos de la medida de Coeficiente Silueta para las etiquetas de fases de forrajeo y tipos de pulsos.62	
Tabla 4-14. Distribución detallada de los tipos de pulso por fase de forrajeo en los tres clústeres resultado del algoritmo K-means con el subconjunto de datos rf_fa_26.....	64
Tabla 4-15. Distribución detallada de los tipos de pulso por fase de forrajeo en los tres clústeres resultado del algoritmo K-means con el subconjunto de datos fm_8.	65
Tabla 4-16. Distribución detallada de los tipos de pulso por fase de forrajeo en los tres clústeres resultado del algoritmo Spectral Clustering + KNN con el subconjunto de datos rf_fa_26.	67
Tabla 4-17. Distribución detallada de los tipos de pulso por fase de forrajeo en los tres clústeres algoritmo Spectral Clustering + KNN con el subconjunto de datos fm_8.....	68
Tabla 4-18. Distribución detallada de las fases de forrajeo por tipo de pulso en los tres clústeres resultado del algoritmo K-means con el subconjunto de datos PCA_rf_pm_7. 69	
Tabla 4-19. Distribución detallada de las fases de forrajeo por tipos de pulso en los tres clústeres resultado del algoritmo K-means con el subconjunto de datos PCA_rf_pm_7. 71	
Tabla 4-20. Distribución detallada de las fases de forrajeo por tipos de pulsos en los clústeres resultado del algoritmo Spectral Clustering + KNN con el subconjunto de datos PCA_pm_8.....	72
Tabla 4-21. Distribución detallada de las fases de forrajeo por tipo de pulso en los tres clústeres resultado del algoritmo Spectral Clustering + KNN con el subconjunto de datos PCA_rf_pt_3.....	73
Tabla 1. Valores estadísticos para del ancho de banda por tipos de pulso, los valores están expresados en Khz.	82
Tabla 2. Valores estadísticos para del ancho de banda tipo de fases de forrajeo, los valores están expresados en Khz.	83

Tabla 3. Valores estadísticos para la frecuencia pico por tipos de pulso. Los valores están expresados en Khz.	84
Tabla 4. Valores estadísticos para la frecuencia pico por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en Khz.	85
Tabla 5. Valores estadísticos para la frecuencia final por tipos de pulso, los valores están expresados en Khz.	86
Tabla 6. Valores estadísticos para la característica de frecuencia final por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en Khz.	87
Tabla 7. Valores estadísticos para la duración por tipo de pulso, los valores están expresados en milisegundos (ms).....	88
Tabla 8. Valores estadísticos para la duración por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en milisegundos (ms).....	89
Tabla 9. Valores estadísticos para la frecuencia inicial por tipos de pulso, los valores están expresados en Khz.	90
Tabla 10. Valores estadísticos para la frecuencia inicial por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en kHz.	91
Tabla 11. Valores estadísticos para la frecuencia máxima por tipos de pulso, los valores están expresados en Khz.	92
Tabla 12. Valores estadísticos para la frecuencia máxima por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en kHz.	93
Tabla 13. Valores estadísticos para la frecuencia mínima por tipo de pulso, los valores están expresados en Khz.	94
Tabla 14. Valores estadísticos para la frecuencia mínima por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en kHz.	95
Tabla 15. Valores estadísticos para el intervalo por tipo de pulso, los valores están expresados en milisegundos.	96
Tabla 16. Valores estadísticos para el intervalo por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en kHz.	97
Tabla 17. Valores estadísticos para <i>Melsall9maxnm</i> por tipos de pulso, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro.....	100
Tabla 18. Valores estadísticos para <i>Melsall9maxnm</i> por tipos de fases de forrajeo, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro....	101

Tabla 19. Valores estadísticos para la meta-característica <i>MFCCmallord1(avgq)</i> por tipo de fase, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro	102
Tabla 20. Valores estadísticos para la característica <i>FFT1</i> por tipo de pulso.....	104
Tabla 21 Valores estadísticos para la característica <i>FFT1</i> por tipo de fase	105
Tabla 22. Valores estadísticos para la característica <i>MFCCmallord1(avgq)</i> por tipo de pulso. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno	106
Tabla 23. Valores estadísticos para la característica <i>MFCCmallord1(avgq)</i> por tipo de fase. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno	107
Tabla 24. Valores estadísticos para la característica $\Delta MFCCmallord1(avgq)$ por tipo de pulso. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno	109
Tabla 25. Valores estadísticos para la característica $\Delta MFCCmallord1(avgq)$ por tipo de fase. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno	110
Tabla 26. Valores estadísticos para la meta-característica $\Delta\Delta MFCCmallord1(avgq)$ por tipos de pulso. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno	112
Tabla 27. Valores estadísticos para la característica $\Delta\Delta MFCCmallord1(avgq)$ por tipo de fase. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno	113
Tabla 28. Valores estadísticos para la característica <i>Chroma_STFTall4avgm</i> por tipo de pulso. Los valores de potencia (dB) están normalizados en la escala de 0 a 1.	115
Tabla 29. Valores estadísticos para la característica <i>Chroma_STFTall4avgm</i> por tipos de fase. Los valores de potencia (dB) están normalizados en la escala de 0 a 1.	116
Tabla 30. Valores estadísticos para la meta-característica <i>spectral centroid</i> por tipos de pulso. Las unidades de esta característica están en Hz.....	118
Tabla 31 Valores estadísticos para la característica <i>spectral centroid</i> por tipo de fase	119
Tabla 32. Valores estadísticos para la meta-característica <i>Spectral_Bandwidth</i> por tipo de pulso. Los valores están en Hz	120

Tabla 33 Valores estadísticos para la característica <i>Spectral_Bandwidth</i> por tipos de fase Los valores están en Hz	121
Tabla 34. Valores estadísticos para la meta-característica <i>Spectral Rolloff</i> por tipos de pulso. Las unidades están en Hz	123
Tabla 35. Valores estadísticos para la meta-característica <i>Spectral Rolloff – 0.8</i> por tipo Las unidades están en Hz	124
Tabla 36. Valores estadísticos para la característica por tipo de fase. Esta característica no tiene unidades ya que es un promedio de un conteo.	125
Tabla 37. Valores estadísticos para la característica <i>zero_crossing_rate</i> por tipo de fase. Esta característica no tiene unidades ya que es un promedio de un conteo.	125
Tabla 38. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos pt_600.	127
Tabla 39. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos pt_600.	128
Tabla 40. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos pt_600.	128
Tabla 41. Características más relevantes para discriminar entre tipos de pulsos identificadas para el experimento con el conjunto de datos pt_600.	129
Tabla 42. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos pa_592.	130
Tabla 43. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos pa_592.	130
Tabla 44. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos pa_592.	131
Tabla 45. Características más relevantes para discriminar entre tipos de pulso identificadas para el experimento con el conjunto de datos pa_592.	132
Tabla 46. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos pm_8	132
Tabla 47. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos pm_8.	133
Tabla 48. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos pm_8.	133

XX Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

Tabla 49. Características más relevantes para discriminar entre tipos de pulso identificadas para el experimento con el conjunto de datos pm_8.....	134
Tabla 50. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos ft_600.	135
Tabla 51. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos ft_600	136
Tabla 52. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos ft_600.	136
Tabla 53. Características más relevantes para discriminar entre tipos de fases de forrajeo identificadas para el experimento con el conjunto de datos ft_600.....	137
Tabla 54. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos fa_592.	138
Tabla 55. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos fa_592.	138
Tabla 56. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos fa_592.	139
Tabla 57. Características más relevantes para discriminar entre tipos de fase de forrajeo identificadas para el experimento con el conjunto de datos fa_592.....	140
Tabla 58. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos fm_8.	142
Tabla 59. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos fm_8.	142
Tabla 60. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos fm_8.	142
Tabla 61. Características más relevantes para discriminar entre tipos de fase de forrajeo identificadas para el experimento con el conjunto de datos fm_8.....	143

Lista de Símbolos y abreviaturas

Subíndices

Subíndice	Término
m	Número de cuadro (<i>frame</i>) del audio
n	Número de la posición al ordenar descendentemente

Superíndices

Superíndice	Término
q	Número de frecuencia, coeficiente o clase de tono

Símbolos

Símbolo	Término
F	Nombre de la característica
ord_n	Posición ordenada descendentemente por su valor promedio la potencia de todos los cuadros (<i>frames</i>) o de la frecuencia, coeficiente o clase de tono
$F_{all}^q avg(m)$	Valor promedio de potencia de todos (<i>all</i>) los cuadros (<i>frames</i>) para la clase de tono q
$F_{all}^{all} avg(q \times m)$	Valor promedio de potencia de todos (<i>all</i>) los cuadros (<i>frames</i>) para todos (<i>all</i>) los tonos
$F_{all}^q max (avg(m))$	Valor máximo del promedio de potencia de todos (<i>all</i>) los cuadros (<i>frames</i>) para las frecuencia, coeficiente o clase de tono q
$F_{all}^q min (avg(m))$	Valor mínimo del promedio de potencia de todos (<i>all</i>) los cuadros (<i>frames</i>) para las clases de tono q
$F_{all}^q ord_n (avg(m))$	Número de la posición n de la frecuencia, coeficiente o clase de tono q , ordenado descendentemente por el valor promedio de la potencia de todos (<i>all</i>) los cuadros (<i>frames</i>)
$F_{all}^q max_n(m)$	Número de la posición n de cuadro (<i>frame</i>) de máximo valor de potencia de todos (<i>all</i>) los cuadros de la frecuencia, coeficiente o clase de tono q
$F_{all}^q median(m)$	Valor la mediana de la potencia de todos (<i>all</i>) los cuadros (<i>frames</i>) para la clase de tono q

XXII Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

Símbolo	Término
$F_m^{all\,ord_n}(avg(q))$	Número de la posición n del cuadro (<i>frame</i>) m , ordenado descendientemente por el valor promedio de la potencia de todas (<i>all</i>) las frecuencia, coeficiente o clase de tono q
$F_m^{all\,max_n}(m)$	Número de la posición n del cuadro (<i>frame</i>) m donde la frecuencia, coeficiente o clase de tono q presenta el máximo valor de potencia de todos (<i>all</i>) los cuadros (<i>frame</i>) m

Abreviaturas

Abreviatura	Término
vms	Métrica <i>V-measure</i> (Rosenberg & Hirschberg, 2007)
hm	Métrica Homogeneidad (Rosenberg & Hirschberg, 2007)
int	Métrica Integridad (Rosenberg & Hirschberg, 2007)
ars	Métrica <i>adjusted rand score</i> (Rosenberg & Hirschberg, 2007)
sil	Métrica silueta (Rosenberg & Hirschberg, 2007)
FM	Señales de frecuencia modulada
CF	Señales de frecuencia constante
CF-FM	Señales de frecuencia constante y modulada
PCA	Principal Component Analysis
RF	Random Forest
pft	Conjunto de datos conformado por todas las 600 características completas (manuales y automáticas) para las dos categorías (pulsos y fases)
pfm	Conjunto de datos conformado por las 8 características manuales para las dos categorías (pulsos y fases)
pfa	Conjunto de datos conformado por las 592 características automáticas para las dos categorías (pulsos y fases)
pa_592	Representación para el conjunto de características extraídas automáticamente para la categoría pulsos
pt_600	Representación para el conjunto de datos conformado por todas las 600 características completas (manuales y automáticas) para la categoría pulsos
pm_8	Representación para el conjunto de datos conformado por las 8 características manuales para la categoría pulsos
rf_pt_6	Representación para las 6 características más importantes identificadas mediante <i>Random Forest</i> para todo el conjunto de datos completo (características manuales y automáticas) de la categoría pulsos

Abreviatura	Término
rf_pa_10	Representación para las 10 características más importantes identificadas mediante <i>Random Forest</i> para todo el conjunto de datos de características automáticas de la categoría pulsos
rf_pm_7	Representación para las 7 características más importantes identificadas mediante <i>Random Forest</i> para el conjunto de datos de características manuales de la categoría pulsos
PCA_pa_3	Representación donde se emplea los 3 primeros componentes principales del conjunto de datos de características automáticas
PCA_pm_3	Representación donde se emplea los 3 primeros componentes principales del conjunto de datos de características manuales
PCA_pm_8	Representación donde se emplea todos los componentes principales del conjunto de datos de las 8 características manuales
PCA_pt_150	Representación donde se emplea los 150 primeros componentes principales del conjunto de datos completo (características manuales y automáticas)
PCA_pt_3	Representación donde se emplea los 3 primeros componentes principales del conjunto de datos completo (características manuales y automáticas)
PCA_rf_pa_10	Representación donde se aplica PCA a las 10 características más importantes identificadas por <i>Random Forest</i> para el conjunto de datos de características automáticas y se usan los 10 componentes, es decir es solo una transformación
PCA_rf_pa_3	Representación donde se aplica PCA a las 10 características más importantes identificadas por <i>Random Forest</i> del conjunto de datos automático, de este resultado se usaron los tres primeros componentes
PCA_rf_pm_7	Representación donde se aplica PCA a las 7 características más importantes identificadas por <i>Random Forest</i> para el conjunto de datos manual y se usan los 7 componentes, es decir es solo una transformación
PCA_rf_pm_3	Representación donde se aplica PCA a las 7 características más importantes identificadas por <i>Random Forest</i> del conjunto de datos manual, de este resultado se usaron los tres primeros componentes
PCA_rf_pt_6	Representación donde se aplica PCA a las 6 características más importantes identificadas por <i>Random Forest</i> para el conjunto de datos total y se usan los 6 componentes, es decir es solo una transformación
PCA_rf_pt_3	Representación donde se aplica PCA a las 6 características más importantes identificadas por <i>Random Forest</i> del conjunto de datos total, de este resultado se usaron los tres primeros componentes

1. Introducción.

Los murciélagos son cruciales en la naturaleza debido a que participan en los procesos de distribución de semillas y polinización de las flores (Galindo González, 1998), se adaptan bien en diferentes ambientes por lo cual se encuentran distribuidos en casi todos los lugares del planeta en alrededor de 1.147 especies (Existence., 2018; Fonseca Guerrero, 2016). Su principal característica es la capacidad de construir una imagen del entorno con base en los ecos recibidos de las señales de alta frecuencia enviados al hábitat permitiendo con esto ubicarse en el entorno, localizar y capturar sus presas. Este proceso es conocido como ecolocalización (Fenton, 1974), y ha evolucionado a un sistema de orientación más eficiente que la visión en condiciones de poca iluminación (Behrend, O. & Schuller, 2000; Fenton, 1994; H.-U. Schnitzler & Kalko, 2001).

Desde el área de biología se han adelantado procesos de caracterización de las llamadas de ecolocalización de murciélagos, mediante la medición y el cálculo de una serie de variables a cada llamada emitida usando herramientas software como BatSound™¹, Kaleidoscope™² o BatScope™³, las cuales permiten adelantar análisis de estas señales mediante la visualización del espectrograma, donde se muestra la frecuencia contra el tiempo (KHz vs ms) y la amplitud de la señal (mapa de color). Adicionalmente, se puede graficar el espectro de poder, el cual consiste en la amplitud contra la frecuencia de la señal (dB vs KHz). Así, estas herramientas de software permiten medir y calcular las variables características de las señales de ecolocalización, tales como: duración, frecuencia inicial, frecuencia final, frecuencia media, e intervalo (Biscardi, S., Oprecio, J., Fenton, M.B., Tsoar, A., Ratcliffe, 2004; Guillén-Servent & Ibáñez, 2007; Preatoni, D.G; Nodari, M; Chirichella, R; Tosi, G; Wauters, 2005). Estos procesos manuales y supervisados por parte de biólogos con herramientas de software, permiten la creación de repositorios de audios reduciendo las fuentes de error (Britzke, 2003). Sin embargo, existe el problema de necesitar mucha intervención de los investigadores, lo que conlleva a tener pocas bases de datos de colecciones de llamados de ecolocalización anotadas. Por ejemplo, para el caso de México se cuenta con una colección de datos de 21 especies de murciélagos, 449 individuos y 8.429 llamados de ecolocalización (Stathopoulos, Zamora-Gutiérrez, Jones, & Girolami, 2014). En Costa Rica se cuenta con datos de siete especies

¹ Disponible en: <http://www.batsound.com/>

² Disponible en: <https://www.wildlifeacoustics.com/products/kaleidoscope-pro/overview>

³ Disponible en: <https://www.wsl.ch/de/services-und-produkte/software-websites-und-apps/batscope.html>

2 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

con 50 muestras entre 70 y 100 ms (Henríquez et al., 2014). En cuanto a Europa se cuentan con 1.340 llamados de ecolocalización para 40 especies (Lucas, 2010).

En los años ochenta se iniciaron los primeros trabajos de identificación de señales de ecolocalización (Skowronski & Harris, 2006a), llegando hoy en día a lograr la identificación de las especies (Gaston & O'Neill, 2004), y variaciones entre los llamados de una misma especie debido al sexo (Neuweiler et al., 1987), la edad (Moss, Redish, Gounden, & Kunz, 1997), el hábitat o el nivel de estrés (Zhu et al., 2008). Estas variaciones se presentan a nivel de duración, intensidad o frecuencia del llamado de ecolocalización. Por otro lado, existen pocos protocolos estandarizados para el análisis manual de las señales de ecolocalización, lo que dificulta adelantar comparaciones de resultados entre los diferentes grupos de investigación (Fraser, 2018).

Desafortunadamente la cantidad de estudios sobre las señales de ecolocalización en diferentes regiones geográficas del mundo no son aplicables directamente a otras áreas como es el caso de los Llanos Orientales, debido a que las características de frecuencia, duración y distribución de la energía en la llamada pueden variar geográficamente (Brigham, Kalko, Jones, Parsons, & Limpens, 2004; Guillén, A., Juste B, J., & Ibáñez, 2000; O'Farrell, M. J., C. Corben, 2000). Por esto es fundamental contar con métodos que permitan a los biólogos investigadores en biodiversidad adelantar procesos de caracterización de señales de ecolocalización y generar una base de conocimiento para la caracterización, clasificación e identificación de las especies, identificación de posibles alteraciones en los llamados de ecolocalización, ocasionadas por el impacto del hombre o patrones de comportamiento o evolución (Neuweiler, 2003; O'Farrell, M. J., C. Corben, 2000). Teniendo en cuenta que en Colombia no hay documentación de las características temporales y espectrales de las señales que emiten las especies de murciélagos (Zurc, D & Guillén-Servent, A & Solari, 2017), es importante contar con estudios locales que permitan adelantar procesos de caracterización de señales de ecolocalización para su posterior estudio y comparación entre poblaciones y especies.

Basado en lo anterior el presente trabajo buscó implementar técnicas de aprendizaje computacional para el análisis de señales de ecolocalización de los murciélagos pescadores en Villavicencio – Meta (Colombia) mediante la extracción de una serie de características espectrales de forma automática de los fragmentos de audio que representan un llamado de ecolocalización, teniendo en cuenta que estos llamados presentan comportamientos distintivos a nivel de fases de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal) y por cada fase se pueden presentar diferentes tipos de pulsos (frecuencia cuasi-constante - QCF, frecuencia constante y modulada - CF-FM, frecuencia modulada - FM), logrando así con esto generar una base de conocimiento.

1.1. Definición del problema

Actualmente la obtención de base de datos etiquetadas de señales acústicas debidamente caracterizadas de murciélagos depende del análisis manual o semisupervisado de los expertos (e.g. biólogos) usando aplicaciones de software para ello, por tanto, es un proceso lento que dificulta la generación de resultados en los procesos de investigación (Waters, D., & Barlow, 2013).

Dentro del marco del proyecto de investigación “Análisis automático de señales de ecolocalización multimodales (video y sonido) de murciélagos pescadores en el proceso de forrajeo en grupo”, investigadores biólogos e ingenieros, así como estudiantes de biología e ingeniería de sistemas, de los grupos de investigación ECOTONOS y GITECX, y semilleros de investigación Mamíferos Silvestres y AdaLab de la Facultad de Ciencias Básicas e Ingeniería de la Universidad de los Llanos se han enfocado en la adquisición de las señales de ecolocalización de murciélagos en diferentes condiciones y factores como parte de la investigación bioacústica recolectando alrededor de 25.460 sonidos que ocupan 167,7 GB en almacenamiento. Como resultado de dicho proyecto se desarrolló una aplicación Web llamada ChimbilApp para la anotación de las señales de ecolocalización de los murciélagos pescadores. Sin embargo, el proceso de anotación es lento debido al tiempo requerido por parte de los investigadores para explorar los audios e identificar los segmentos de interés (Waters, D., & Barlow, 2013). Para el presente trabajo una bióloga de la Universidad de los Llanos, anotó 4.426 señales de ecolocalización provenientes de dos audios de cinco (5) minutos con un tamaño de 287MB cada uno (Angélica Yantén, 2020), lo que evidencia que solo se cuenta anotado un 0,33% de la información, por lo que se hace necesario adelantar procesos de análisis de datos automáticos o semiautomático no supervisados o semisupervisados, que permitan procesar esta información de forma más eficiente y masiva para análisis posteriores e investigación.

De esta forma, el principal problema es la escasez de anotaciones en las bases de datos de señales de ecolocalización disponibles para la región. Aunque existen trabajos previos de análisis de señales de ecolocalización de murciélagos (David W Armitage & Ober, 2010; Walters et al., 2012), pocos han realizado análisis automático de las señales de ecolocalización usando métodos computacionales de aprendizaje automático no supervisado (Lucas, 2010; Skowronski & Harris, 2006b), de hecho, la mayoría de ellos se centran en métodos de aprendizaje supervisado (David W Armitage & Ober, 2010; Walters et al., 2012). Debido a los pocos trabajos en el área en la región de la Orinoquia (Zurc, D & Guillén-Servent, A & Solari, 2017), se requiere adelantar enfoques basados en aprendizaje no supervisado para el descubrimiento de patrones que sean relevantes para la investigación en biodiversidad de murciélagos en la región colombiana de los Llanos Orientales.

El principal reto computacional fue analizar los volúmenes de informaciones de audio y poder identificar automáticamente las principales características de las llamadas de ecolocalización, que permitieran identificar, agrupar o clasificar estos llamados en los

4 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

respectivos comportamientos asociados al tipo de pulso según la frecuencia (CF, FM, CF-FM) y según el tipo de pulso a cuál de las fases de comportamiento en el proceso de forrajeo corresponde (fases de búsqueda, de aproximación o terminal).

Por lo anterior, y para dar respuesta a la pregunta de investigación: ¿Cómo caracterizar un conjunto de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en proceso de forrajeo mediante el uso de métodos de aprendizaje computacional no supervisado?, en el presente trabajo se diseñó un marco de trabajo que permite encontrar patrones relacionados con el comportamiento de los murciélagos durante el proceso de forrajeo (tipos de pulsos o fases), gracias al proceso de caracterización automática de las señales de ecolocalización para su mejor representación discriminante y el empleo de técnicas de aprendizaje no supervisado a partir del conjunto de datos generado de las señales de ecolocalización etiquetados por una bióloga (Angélica Yantén, 2020), para aprovechar las pocas anotaciones realizadas por ella para una mejor representación y caracterización automática de las señales de ecolocalización por técnicas de agrupamiento para su análisis.

1.2. Objetivos

Con el propósito de dar respuesta a la pregunta de investigación el presente trabajo, se plantearon los siguientes objetivos:

1.2.1. Objetivo general

- Implementar un método para la caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores por medio de técnicas de procesamiento digital de señales y aprendizaje computacional no supervisado.

1.2.2. Objetivos específicos

- Implementar una estrategia de extracción de características de las señales de ecolocalización de murciélagos pescadores basada en técnicas de procesamiento digital de señales.
- Aplicar un método basado en aprendizaje no supervisado para la caracterización automática de un conjunto de señales de ecolocalización por medio de agrupamiento de patrones de segmentos de señales similares a partir de las características de sonido extraídas.

- Evaluar el método implementado con medidas de desempeño para métodos de aprendizaje no supervisado.

1.3. Contribuciones y productos académicos

Dentro del desarrollo del presente trabajo se logró generar las siguientes contribuciones:

1. Código de Python en Google Colab® que permite realizar la ejecución o validación de los métodos y experimentación realizados en el presente trabajo

<https://drive.google.com/drive/folders/119zA9EbWRmlgGkO1nrOTpmh9iwsPNX4f?usp=sharing>

2. Conjuntos de archivos CSV con los datos de las características extraídas a cada uno de los fragmentos de audio que representan una señal de ecolocalización, estos fueron empleados para el entrenamiento, validación y prueba de los algoritmos.

<https://drive.google.com/drive/folders/1txjl-TQnEw7mymOMOX-a83xKauczczPL?usp=sharing>

3. Repositorio en GitHub con el consolidado de los códigos de Python en Google Colab® que permite realizar la ejecución, al igual que los fragmentos de audio empleados en el proceso

https://github.com/leandroagudelo/ecolocalizacion_de_murci-lagos_pescadores-

1.4. Organización del documento

- **Capítulo 1: Introducción.** En este capítulo se hace la introducción del trabajo, la definición del problema, la descripción de los objetivos, general y específicos, así como las contribuciones y organización del documento.
- **Capítulo 2: Marco conceptual y trabajos previos.** En este capítulo se establecen definiciones, conceptos y términos para el entendimiento del alcance del presente trabajo y la problemática abordada, también se abordan los trabajos previos en el tema de interés o afines.
- **Capítulo 3: Métodos.** En este capítulo se detalla la preparación y construcción del conjunto de datos de llamados de ecolocalización, las actividades adelantadas para la captura y etiquetado de las diferentes señales por parte de la bióloga, y su posterior procesamiento computacional para extraer los fragmentos de audio de interés; posteriormente se describe el proceso de extracción de características de señales de ecolocalización, proceso computacional adelantado para la extracción

6 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

de las diferentes características espectrales y temporales a cada fragmento de audio que representa una señal de ecolocalización. Con las características extraídas se adelantó un proceso de diseño y obtención de meta-características para mejorar la representación de las señales; finalizando con el análisis y selección de las características de las señales de ecolocalización, mediante la implementación de los algoritmos de *Random Forest* y análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés), así como la selección del conjunto de características que se emplearon en los procesos de agrupamiento no supervisado con *K-means* y *Spectral Clustering*.

- **Capítulo 4: Resultados y discusión.** En este capítulo se detalla el consolidado de los resultados y discusiones para los procesos de construcción del conjunto de datos, extracción de características y meta-características, reducción de dimensionalidad y finalmente el agrupamiento no supervisado y automático de las señales para su caracterización.
- **Capítulo 5: Conclusiones y trabajo futuro.** En este capítulo se detallan las conclusiones generales del trabajo realizado y las actividades que se pueden adelantar en trabajos futuros.

2. Marco conceptual y trabajos previos.

El objetivo de este capítulo es detallar el marco conceptual empleado para el desarrollo del presente trabajo, y los trabajos previos adelantados en relación con el análisis computacional de las señales de ecolocalización. El capítulo está organizado en tres secciones: La primera sección con una descripción de las señales de ecolocalización de murciélagos, los métodos de procesamiento, representación y extracción de características de sonido, así como el análisis de estas señales a partir de métodos de aprendizaje automático; La segunda sección incluye la descripción y análisis de los antecedentes y trabajos previos referentes a la caracterización manual, representación y análisis automático de las señales de ecolocalización de murciélagos; Finalmente la tercera sección consolida las conclusiones principales del capítulo.

2.1. Señales de ecolocalización de murciélagos

En la literatura se destaca que el comportamiento de los murciélagos está clasificado por fases, en las cuales los diferentes tipos de señales son empleadas para lograr la caza de la presa o el entendimiento del entorno (K. V Kalko, 1995; H. U. Schnitzler & Kalko, 1998), las fases típicas son las siguientes:

Fase de búsqueda: Relacionada con la actividad de desplazamiento, orientación y búsqueda de alimento, el patrón de la señal está relacionado con el ambiente donde forrajean los murciélagos, permitiendo que muchas de las diferencias ecológicas entre especies sean evidentes en este tipo de llamadas (K. V Kalko, 1995; H. U. Schnitzler & Kalko, 1998). Estas llamadas son relativamente uniformes a lo largo de su emisión lo que permite adelantar procesos de identificación de especies (Ahlén & Baagoe, 1999). (Ver **Figura 2-1**).

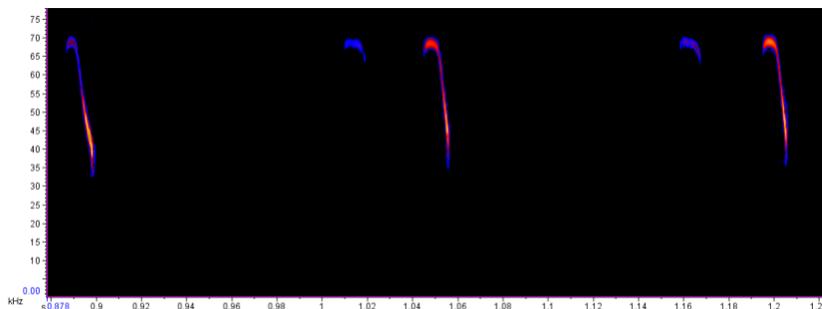


Figura 2-1. Secuencia de llamadas de ecolocalización producidas por un murciélago *N. albiventris*, en la fase de búsqueda. (Angélica Yantén, 2020)

8 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

Fase de aproximación o enfoque: Se caracteriza por que la emisión de la señal de ecolocalización aumenta su frecuencia de emisión entre cada llamada, esto ocurre cuando el murciélago detecta una potencial presa, evidenciándose cambios en los parámetros de tiempo o de frecuencia. (K. V Kalko, 1995; H. U. Schnitzler & Kalko, 1998). (Ver **Figura 2-2**)

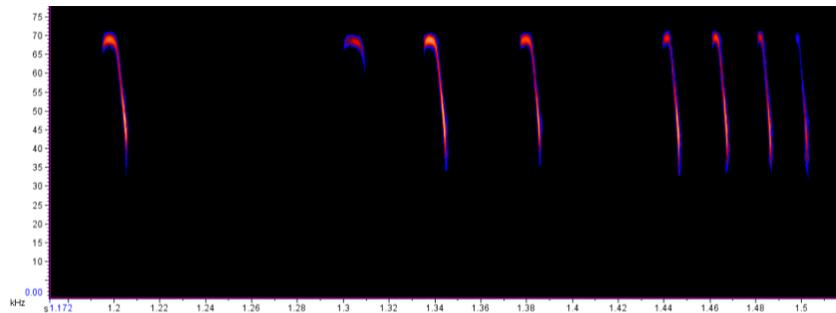


Figura 2-2. Secuencia de llamadas de ecolocalización producidas por un murciélago *N. albiventris*, en la fase de enfoque. (Angélica Yantén, 2020).

Fase terminal: Se caracteriza porque la tasa de repetición del pulso aumenta a lo largo del ataque, y justo antes de la captura, un murciélago puede transmitir 200 pulsos por segundo, que se fusionan con lo que se percibe como un "zumbido" o zumbidos de alimentación (Kalko & Schnitzler, 1998; Schnitzler & Kalko, 1998; Eklöf & Rydell, 2018). (Ver **Figura 2-3**)

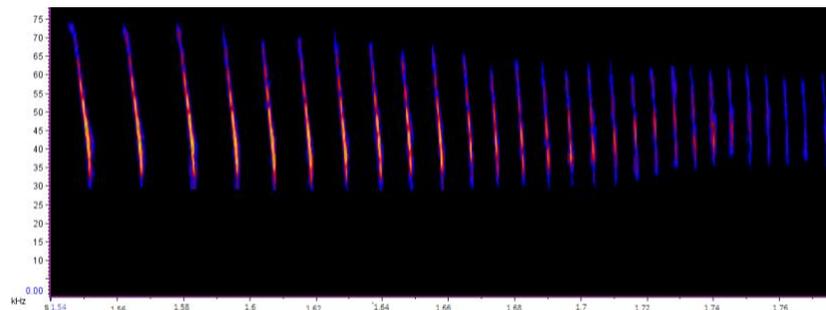


Figura 2-3. Secuencia de llamadas de ecolocalización producidas por un murciélago *N. albiventris*, en la fase terminal. (Angélica Viviana Yantén Arévalo, 2020).

Los sonidos de ecolocalización de murciélagos *Noctilio albiventris* presentan principalmente tres tipos de pulsos de señal de acuerdo con los comportamientos asociados a la variación de su frecuencia, la cual depende de la tarea o función, ya sea para obtener información del entorno o en procesos de forrajeo. Estos tipos de pulsos se clasifican en frecuencia modulada (FM), frecuencia cuasi-constante (QCF) y componentes con frecuencia constante y frecuencia modulada (FC-FM) (Roverud & Grinnell, 1985a). (Ver **Figura 2-4**)

Frecuencia modulada (FM). Los pulsos de esta señal son muy cortos (entre 5 y 10 ms en muchas especies), la frecuencia del pulso no es constante ya que los pulsos FM se deslizan rápidamente sobre múltiples frecuencias, esto es lo que se conoce como un “barrido”, lo que permite conocer la posición exacta de presas pequeñas y altamente móviles (Altringham, 1996; Schnitzler & Kalko, 1998; Schnitzler *et al.*, 2003). (Ver **Figura 2-4c**)

Frecuencia cuasi-constantes (QCF). Estos pulsos comienzan con una corta modulación hacia arriba, seguido por una porción media donde la frecuencia es constante, y termina en una corta modulación hacia abajo. (Ver **Figura 2-4a**)

Frecuencia constante y frecuencia modulada (CF-FM). Este tipo de pulso inicia el componente de frecuencia constante similar a la de las señales QCF, y finalizan con un barrido FM hacia abajo (Brown *et al*, 1983; Roverud & Grinnell, 1985; Kalko *et al* 1998). (Ver **Figura 2-4b**)

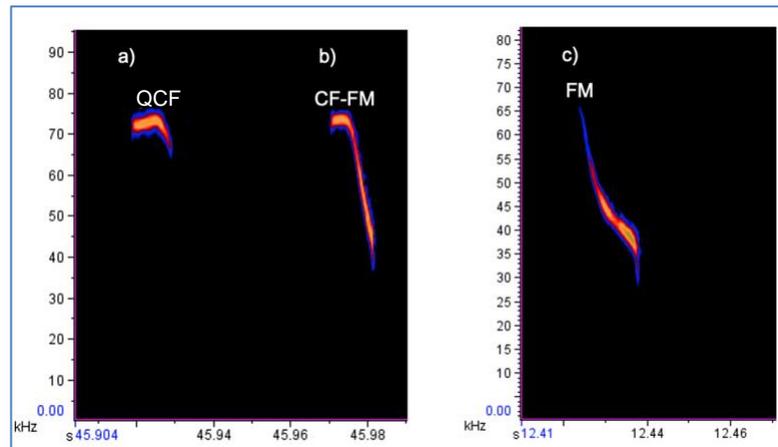


Figura 2-4. Espectrograma de los pulsos de un murciélago *Noctilio albiventris*. a) Espectrograma de un pulso de frecuencia cuasi constante (QCF), b) Espectrograma de un pulso de frecuencia constante y otra modulada (CF-FM), c) Espectrograma de un pulso de frecuencia modulada (FM) de *Noctilio albiventris*. Adaptado de (Angélica Yantén, 2020).

Con base en la descripción anterior de las señales de ecolocalización, en la literatura se han establecido métodos para la representación y extracción de características acústicas, así como métodos de aprendizaje automático de señales, los cuales se definen en detalle como parte del marco conceptual en el **Anexo A**.

2.2. Antecedentes y Trabajos previos

2.2.1. Caracterización manual de señales de ecolocalización de murciélagos

Con frecuencia la creación de los repositorios de audios se realizan de forma supervisada buscando reducir la influencia de las fuentes de error (Britzke, 2003). Normalmente la grabación de las llamadas de ecolocalización se realizan durante la fase de búsqueda, en medio del vuelo libre, donde adicional se debe conocer la edad, el sexo y la trayectoria de los especímenes, buscando garantizar que las muestras se tomen en las mismas condiciones. Las grabaciones obtenidas se etiquetan y clasifican manualmente para evitar errores. Este proceso se realiza mediante el uso de herramientas de software, e.g. BatSound™⁴, Kaleidoscope™⁵ o BatScope™⁶, las cuales permiten adelantar análisis de señales mediante la gráfica del espectrograma, donde se muestra la frecuencia contra el tiempo (KHz vs ms) y la amplitud de la señal (mapa de color). También grafican el espectro de poder, el cual consiste de amplitud contra la frecuencia de esta (dB vs KHz), permitiendo medir y calcular las variables características de las señales de ecolocalización tales como duración, frecuencia inicial, frecuencia final, frecuencia media e intervalo (Orozco-Lugo, Guillén-Servent, Valenzuela-Galván, & Arita, 2013). Este tipo de repositorios generalmente son empleados para la identificación de especies y géneros.

2.2.2. Caracterización y representación de señales de ecolocalización de murciélagos

En la revisión de la literatura se evidencia que las características acústicas de las llamadas de ecolocalización se extraen empleando diferentes técnicas de análisis de señales, donde las más destacadas son: Transformada de Fourier de corta duración (STFT por sus siglas en inglés) (I. Zualkernan, J. Judas, T. Mahbub, A. Bhagwagar, 2020; J. G. Proakis, D. G. Manolakis, 2007; Kobayashi et al., 2021); (MFCC por sus siglas en inglés) (D. Liu, X. wang, J. Zhang & X. Huang, 2010; I. Zualkernan, J. Judas, T. Mahbub, A. Bhagwagar, 2020; R. Hasan, M. Jamil, 2004; Y. Paumen, M. Mälzer, S. Alipek, J. Moll, 2021) y Transformada Wavelet Discreta (DWT por sus siglas en inglés) (Mallat, 2008; Mirzaei et al., 2012a). La

⁴ Disponible en: <http://www.batsound.com/>

⁵ Disponible en: <https://www.wildlifeacoustics.com/products/kaleidoscope-pro/overview>

⁶ Disponible en: <https://www.wsl.ch/de/services-und-produkte/software-websites-und-apps/batscope.html>

Transformada de Fourier de corta duración (STFT) es una técnica que presenta una dificultad asociada a la identificación de la ventana adecuada para dividir la señal (Sejdić, Djurović, & Jiang, 2009). En el trabajo previo de Mirzaei et al. adelantado en señales de ecolocalización, definieron una ventana de 20 ms con un porcentaje de superposición del 50%, para calcular la magnitud del espectro que se usó como características en una clasificación con redes neuronales artificiales, alcanzando una exactitud para la clasificación de especies, entre el 62,5% y el 79,16% (Mirzaei et al., 2012b).

Por otro lado, los MFCC se han empleado en el procesamiento de imágenes y reconocimiento del habla (D. Liu, X. wang, J. Zhang & X. Huang, 2010; R. Hasan, M.Jamil, 2004). Los coeficientes representados, se basan en la percepción auditiva humana, con esta se logra extraer las características de los componentes de una señal, logrando la identificación de contenido relevante y eliminación de contenido poco relevante como ruido, volumen, tono, etc. El trabajo previo de Mirzaei et al. en señales de ecolocalización empleando los MFCC, alcanzaron una exactitud para la clasificación de especies, entre el 75% y el 87,5% (Mirzaei et al., 2012b). Y para el trabajo de I. Zualkernan, J. Judas, T. Mahbub, A. Bhagwagar, en señales de ecolocalización empleando los MFCC, alcanzaron una exactitud para la clasificación de especies, entre el 93,01% y el 94,14% (I. Zualkernan, J. Judas, T. Mahbub, A. Bhagwagar, 2020). Finalmente los mejores resultados obtenidos en la clasificación de especies empleando los MFCC, alcanzaron una exactitud de 96% en el trabajo de Paumen YMälzer MALipek S et al. (Y. Paumen, M. Mälzer, S. Alipek, J. Moll, 2021).

Finalmente, la Transformada Wavelet Discreta (DWT) es una técnica que tiene la capacidad de proporcionar la perspectiva de resolución múltiple de la señal, así como proporcionar la representación de la frecuencia en el tiempo de la señal. Se basa en la correlación de la señal de dominio de tiempo por una familia de funciones Wavelet de base (Mallat, 2008). Un trabajo previo de Mirzaei et al. en señales de ecolocalización, empleó DWT alcanzando una exactitud para la clasificación de especies, entre el 83,33% y el 100% (Mirzaei et al., 2012b).

2.2.3. Análisis automático de señales de ecolocalización de murciélagos

En cuando a técnicas de aprendizaje automático en los trabajos previos se encuentran principalmente las siguientes:

En los trabajos adelantados en el análisis de los llamados de ecolocalización para la identificación de especies se encontró que los resultados de las ANN y CNNs varían en función de las técnicas empleadas para la extracción de las características de los llamados, presentando mejores resultados para ANN, con las características extraídas mediante la Transformada Wavelet Discreta (DWT), con la cual se ha alcanzado una exactitud máxima del 100%. (Mirzaei et al., 2012b). Mientras que para CNN, empleando los MFCC, se

12 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

alcanzó una exactitud máxima del 96%, y en la tarea de identificación de ruido y llamados de ecolocalización se logró una exactitud del 99,7% (Y. Paumen, M. Mälzer, S. Alipek, J. Moll, 2021); y para CNN empleando STFT se alcanzó una exactitud máxima de 98,1% (Kobayashi et al., 2021).

Las máquinas de soporte vectorial (SVM) se han empleado en procesos de clasificación de especies de murciélagos mediante el análisis de las señales de ecolocalización, logrando exactitudes del 87% (Redgwell, R.D., Szewczak, J.M., Jones, G. & Parsons, 2009), del 92% (David W. Armitage & Ober, 2010) y del 94,7% (Botto Nuñez et al., 2018).

Los bosque aleatorios (*Random forest*) se han empleado en procesos de clasificación de especies de murciélagos mediante el análisis de las señales de ecolocalización logrando una exactitud del 96% (D.W. Armitage & Ober, 2010), del 95,4% (Masuda et al. 2017), del 66% (Zamora-Gutierrez et al., 2016) y del 96% (Botto Nuñez et al., 2018).

Los modelos ocultos de Markov se han empleado en procesos de clasificación de especies de murciélagos mediante el análisis de las señales de ecolocalización logrando una exactitud del 99,4% (Skowronski, M., & Harris, 2006) y del 88,8% (Agranat, 2013).

Modelos de mezcla de gaussianas se han empleado en procesos de clasificación de especies de murciélagos mediante el análisis de las señales de ecolocalización logrando una exactitud del 56,4% (Lucas, 2010), del 99,4% (Skowronski, M., & Harris, 2006) y del 97,3% (Henríquez et al., 2014).

2.3. Conclusión

De la revisión de la literatura se puede concluir que la mayoría de los trabajos adelantados están enfocados en la identificación de las especies y géneros mediante el análisis de los llamados (señales) de ecolocalización. Estos trabajos previos han implementado principalmente STFT y MFCC como técnicas para la extracción de las características para la representación de las señales de ecolocalización, junto con técnicas de aprendizaje automático, principalmente aprendizaje supervisado dentro de las cuales se destacan ANN, CNN, SVM y *Random forest* para identificación de especies y géneros. Por otro lado, no se encontraron trabajos relacionados con la identificación de las fases de forrajeo o las diferentes categorías de tipos de pulsos, los cuales son relevantes tanto para establecer el patrón y la etapa de comportamiento de los murciélagos durante el forrajeo como las señales constituyentes. Debido a esto, en este trabajo se decidió implementar diferentes metodologías para la extracción de características y representación de las señales de ecolocalización para realizar una identificación y análisis de cuales características acústicas o de señales de ecolocalización son más relevantes en la identificación y

discriminación entre tipos de pulsos (e.g. QCF, CF-FM, FM) o fases de forrajeo (e.g. búsqueda, aproximación, terminal). Así, de esta forma poder emplear las características más discriminantes en procesos de agrupamiento no supervisado para la caracterización de las señales según su grupo o categoría, en contraste con los trabajos previos con enfoques supervisados que en general requieren más datos de entrenamiento, por tanto, en este caso no se requiere contar con un gran número de anotaciones por parte de los expertos biólogos debido a la dificultad de realizar dicha tarea supervisada masiva y manualmente, y por el contrario poder aprovechar al máximo la cantidad de datos junto con las características y la representación de las señales para un análisis automático posterior.

3. Métodos

El objetivo de este capítulo es describir la metodología general realizada en este trabajo, la cual se describe en la **Figura 3-1**, desde la preparación del conjunto de datos a partir de los audios originales, su preprocesamiento, posterior extracción de características de señales de ecolocalización, las cuales incluyen características manuales usadas en la caracterización de señales de ecolocalización etiquetadas por una bióloga (Angélica Yantén, 2020), y las características automáticas de acuerdo con el estado del arte de señales acústicas, logrando en esta etapa un conjunto de 600 características en total para representar las señales de ecolocalización, al cual se le realizó una reducción de la dimensionalidad mediante la implementación de *Random Forest* (RF), que permitió identificar las características más relevantes, adicionalmente se aplicó Análisis de Componentes Principales (PCA por sus siglas en inglés) como otra estrategia de reducción de dimensionalidad complementaria, tanto al conjunto de características identificado por RF como al total de 600 características, para luego aplicar la implementación de los algoritmos no supervisados de agrupamiento *K-means* y *Spectral Clustering*, esto para cada subconjunto de datos con sus correspondientes categorías asociadas a las señales, i.e. Tipos de pulsos o Fases de forrajeo. Teniendo en cuenta que el algoritmo de *Spectral Clustering* no permite adelantar un proceso de predicción con los datos de validación, se implementó el algoritmo *k-Nearest Neighbor* (KNN), donde los datos de las etiquetas corresponden a los identificadores de grupos obtenidos mediante el algoritmo de *Spectral clustering*, para el conjunto de entrenamiento. Por tanto, los resultados asociados al *Spectral clustering* corresponden a los dos algoritmos. Como etapa final de esta experimentación, con los resultados obtenidos por cada agrupamiento para la caracterización de las señales de acuerdo con la medida de desempeño de calidad del agrupamiento (e.g. homogeneidad, integridad, coeficiente silueta, entre otras). se realizó el respectivo proceso de análisis de los resultados. El detalle de cada etapa presentada en la **Figura 3-1** con sus respectivos métodos empleados se describe en las siguientes subsecciones.

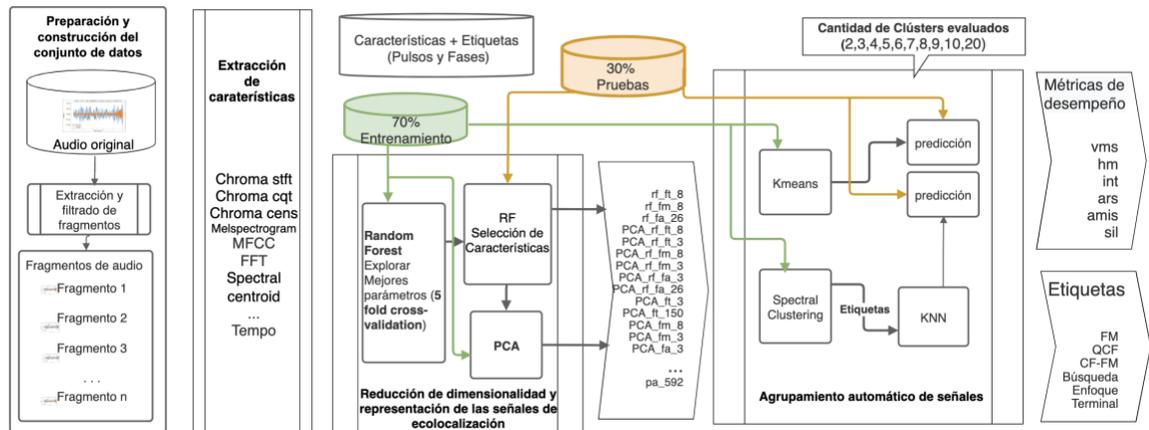


Figura 3-1 Esquema de la metodología y experimentación para la caracterización y análisis automático de las señales de ecolocalización por medio de agrupamiento no supervisado para la identificación de señales por tipos de pulsos o fases de forrajeo. (Elaboración propia)

3.1. Preparación y construcción del conjunto de datos de llamados de ecolocalización

3.1.1. Descripción del conjunto de datos de llamados de ecolocalización.

Durante los años 2018 y 2019 Yantén (Angélica Yantén, 2020) realizó un proceso de captura de las señales de ecolocalización de los murciélagos pescadores *Noctilio albiventris* en los estanques piscícolas del campus Barcelona de la Universidad de los Llanos en Villavicencio, en el piedemonte llanero colombiano ($4^{\circ}4'N - 73^{\circ}34'O$; ~ 400 m s.n.m), en la franja horaria de 6:00 pm hasta las 8:00 pm, horario en el cual los murciélagos pescadores adelantan su proceso de forrajeo en los estanques. Para esto, se dispuso de equipos de grabación en modo direccional, de manera que se orientó el micrófono hacia el estanque (90° respecto al suelo) para registrar los murciélagos forrajeando sobre el agua. (Ver **Figura 3-2**)

Esto le permitió recolectar 905 minutos de grabaciones, las cuales corresponden a 181 audios con un tamaño de 53 GB, de los cuales solo fueron anotaron dos audios de 5 minutos con las respectivas categorías para los tipos de pulso y fases de forrajeo, los cuales son los que se emplearon para el desarrollo del presente trabajo (ver **Tabla 3-1**).

Durante el proceso de grabación de los llamados de ecolocalización (Angélica Yantén, 2020), se empleó un detector de ultrasonido Petterson M500® con frecuencia de muestreo

16 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

de 500khz, resolución de 16 bits, conectado mediante una interface USB 2.0 a un computador portátil con Windows 10, el cual contaba con el software de grabación BatSound Touch Lite®, que guarda las grabaciones como archivos .WAV sin ningún tipo de compresión.

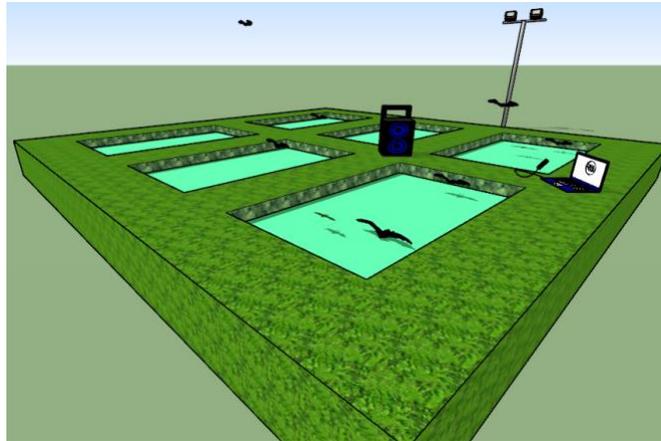


Figura 3-2. Esquema implementado para la captura de las señales de ecolocalización (Angélica Yantén, 2020).

Tabla 3-1. Descripción de los archivos de audio anotados en (Angélica Yantén, 2020), los cuales son empleados con las anotaciones de tipos de pulso o fases de forrajeo como base de datos inicial en el presente trabajo. (Elaboración propia)

Fecha de grabación	Nombre grabación	Duración (Min)	Tamaño (MB)	Tipos de pulsos			Fases		
				CF-FM	FM	QCF	Búsqueda	Enfoque	Terminal
13/02/18	M500_201 80213_18 2812.wav	5	287	228	510	89	567	113	147
6/06/19	M500_201 90606_18 3124.wav	5	287	1.253	1.901	423	2.465	593	519

Para poder adelantar el proceso de extracción de las características de los audios anotados por (Angélica Yantén, 2020), se implementó un código en la plataforma Google Colab® es un entorno libre de cuadernos (Notebooks) de Jupyter, que permitió recortar los audios originales, y crear audios con los fragmentos de interés. Posterior al proceso de recorte se aplicó a cada fragmento un filtro Butterworth, el cual es un filtro digital de paso bajo que se usó como un filtro de paso de banda, el cual debido a su respuesta plana se

puede conseguir una buena precisión de la medida en la banda de paso (Durán, Viader, & Paco, 2007), los parámetros del filtro se definieron así: corte inferior (*Lowcut*)=15.000HZ, corte superior (*Highcut*)=80.000Hz y orden=10.

En la **Tabla 3-2** se consolida el conjunto de datos obtenido como resultado de los procesos de fragmentación, filtrado y eliminación de errores, corresponde a 4.404 fragmentos de audio de pulsos correspondientes a llamados de ecolocalización del proceso de forrajeo o captura de las presas por parte de los murciélagos. Cada fragmento cuenta con su etiquetado manual realizado por la bióloga y validado por un profesor de biología experto en murciélagos, que para este trabajo contó con dos tipos de etiquetas o grupos de categorías: Tipos de pulsos (QCF, FM y CF-FM) y Fases de forrajeo (búsqueda, enfoque y terminal).

Tabla 3-2. Distribución del conjunto de datos de los fragmentos de audio anotados por tipos de pulsos y fases. (Elaboración propia)

		PULSOS			
		CF-FM	FM	QCF	Total
FASES	BÚSQUEDA	1.411	1.111	510	3.032
	ENFOQUE	70	634	2	706
	TERMINAL		666		666
	Total	1.481	2.411	512	4.404

En la **Figura 3-3** se presenta la visualización de pulsos durante llamados de ecolocalización para los tres tipos de pulsos (CF-FM, FM y QCF) y en las tres fases (búsqueda, enfoque y terminal) donde se puede identificar visualmente las diferencias y similitudes entre pulsos por fase en el espectro de frecuencias (espectrograma). Como se puede evidenciar en la distribución del conjunto de datos, para la fase terminal solo existen tipos de pulsos FM, a diferencia de la fase de búsqueda y enfoque, porque en la fase terminal es donde el murciélago está acercándose y capturando su presa y por tanto emite solo pulsos de tipo FM que le permiten identificar con mayor detalle la presa y son de corta duración y de mayor repetición, como se puede observar en la figura hay dos pulsos FM en el fragmento de audio para la fase terminal, el tiempo de cada pulso no es uniforme, ya que estos varían su tiempo dependiendo de la fase.

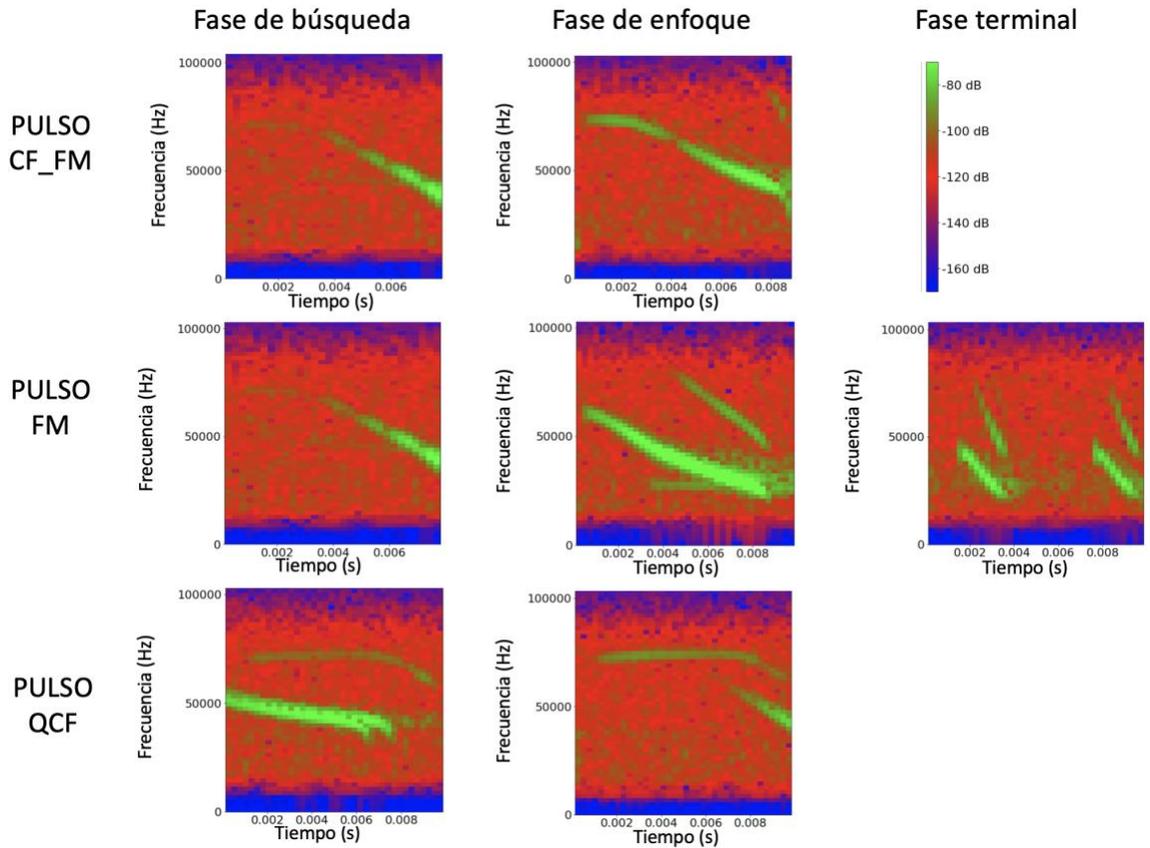


Figura 3-3. Espectros de frecuencia para los tipos de pulsos por fases de forrajeo. Donde el rango de frecuencias de los pulsos (eje y), está entre los 0Hz y 100KHz, y la duración de los pulsos (eje x, tiempo en segundos), en cuanto a la potencia representada por el mapa de color está en la escala de los -170dB a -70dB. (Elaboración propia)

3.2. Extracción de características de señales de ecolocalización

En esta sección se presenta el proceso realizado de extracción de las características a las señales de ecolocalización al conjunto de datos de los fragmentos de audios anotados para la construcción de diferentes representaciones de las señales para los procesos posteriores de análisis.

Inicialmente se adelantó una revisión y análisis visual de las características de señales manuales. Para esto se realizó una normalización de los datos para poder realizar un análisis exploratorio estadístico y gráfico de la distribución de los valores y el comportamiento de las características para cada una de las categorías (tipos de pulso y fases de forrajeo) con la finalidad de interpretar visualmente su capacidad discriminante.

Posteriormente se realizó la implementación de la extracción automática de las características de los fragmentos de las señales de ecolocalización de acuerdo con la revisión de la literatura de características usadas previamente tanto para la representación de señales de ecolocalización de murciélagos como de representación de señales acústicas en otros dominios. Como resultado se extrajeron 592 características automáticas sobre el conjunto de datos, que junto con las ocho características manuales calculadas por la bióloga previamente, permiten conformar un conjunto de datos representando las señales de los fragmentos con un total de 600 características.

3.2.1. Características de señales manuales

Tomando el conjunto de datos de (Angélica Yantén, 2020), se empleó el software Batsound®, el cual visualiza cada audio en su espectro de potencia, permitiendo identificar los llamados de ecolocalización en el inicio y fin en milisegundos, según el tipo de pulso (FM, CF, CF-FM) y la fase en que se emitió (fase de búsqueda, enfoque y terminal), para extraer las siguientes características espectrales y temporales obtenidas de forma manual usando el software Batsound®: FME: frecuencia de mayor energía en el pulso, FMax: frecuencia máxima, FMin: frecuencia mínima, Dur: duración del pulso, Int: intervalo entre pulsos, Ancho de banda (kHz), Frecuencia inicial (kHz) y Frecuencia final (kHz). En la **Figura 3-4**, se presenta el ejemplo del espectro de potencia y espectrograma para un pulso emitido por *Noctilio albiventris* durante la fase de búsqueda, en este se puede observar cómo se miden las diferentes características manuales en un llamado de ecolocalización.

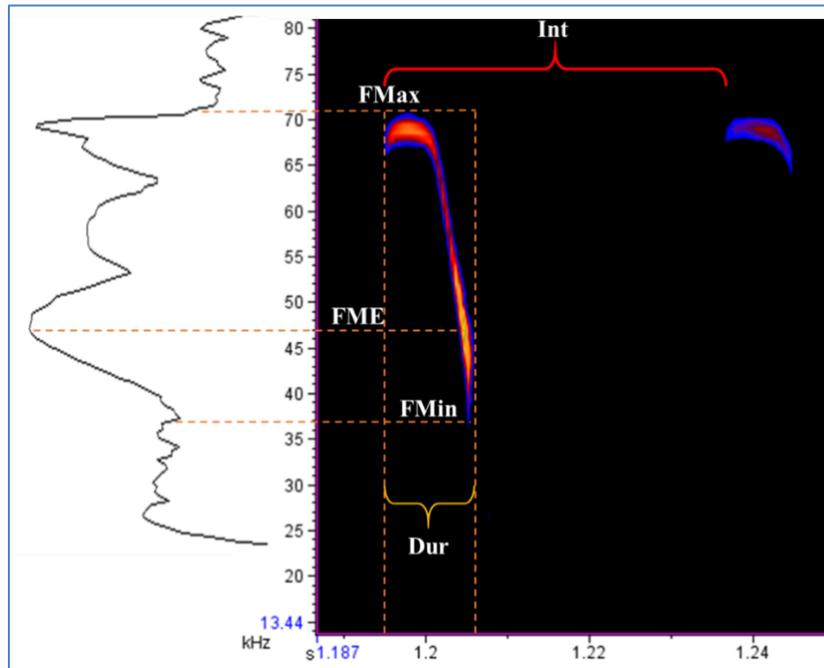


Figura 3-4. Espectro de potencia (izquierda) y espectrograma (derecha) de los pulsos emitidos por *Noctilio albiventris* durante la fase de búsqueda (eje X tiempo, eje Y frecuencia). FME: frecuencia de mayor energía en el pulso, FMax: frecuencia máxima, FMin: frecuencia mínima, Dur: duración del pulso, Int: intervalo entre pulsos (Angélica Yantén, 2020)

Los campos definidos y consolidados del conjunto de datos incluyen tanto la información del archivo de audio, los fragmentos, las categorías (tipos de pulso o fases de forrajeo), así como las características de audio obtenidas manualmente por la bióloga usado la visualización y software de espectrogramas de los llamados de ecolocalización, consolidando la siguiente información (Jung et al., 2007):

- Nombre del audio: Nombre del archivo de audio que se etiquetó/anotó.
- Inicio del pulso: Milisegundo del archivo de audio desde donde inicia el pulso que se etiqueta.
- Fin del pulso: Milisegundo del archivo de audio donde finaliza el pulso que se etiqueta.
- Tipo de pulso: Campo para registrar el tipo de pulso que corresponde (FM, QCF, CF-FM).
- Fase: Fase de forrajeo en la cual se emitió el tipo de pulso etiquetado (búsqueda, enfoque, terminal).
- Frecuencia pico (kHz): Frecuencia de mayor energía en el pulso.
- Frecuencia inicial (kHz): Valor de la frecuencia con que inicia el pulso.

- Frecuencia final (kHz): Valor de frecuencia con que finaliza el pulso.
- Frecuencia máxima (kHz): Frecuencia de mayor valor en el pulso.
- Frecuencia mínima (kHz): Frecuencia de menor valor en el pulso.
- Ancho de banda (kHz): Valor calculado de la diferencia entre la frecuencia máxima y mínima.
- Duración (ms): Duración en milisegundos del pulso.
- Intervalo (ms): Valor en milisegundos que corresponde al tiempo transcurrido entre el inicio de un pulso y el inicio del siguiente

3.2.2. Meta-características espectrales automáticas

En la **Figura 3-5** se detalla el proceso de extracción de Meta-características a partir de características acústicas de métodos de procesamiento de señales del estado del arte en sonido y llamados de ecolocalización, el cual se implementó en Google Colab, usando la librería librosa® con las señales de entrada los fragmentos de audios etiquetados previamente, preprocesados y filtrados. De esta forma, se realizó la extracción de las diferentes características espectrales y temporales a cada representación de las señales de ecolocalización. Con este conjunto de datos se calcularon unas meta-características diseñadas específicamente en este trabajo a partir de características de señales de la literatura y algunas operaciones sobre estas que permitieron construir el subconjunto de datos compuesto por las 592 características para representar más información de las señales de ecolocalización.

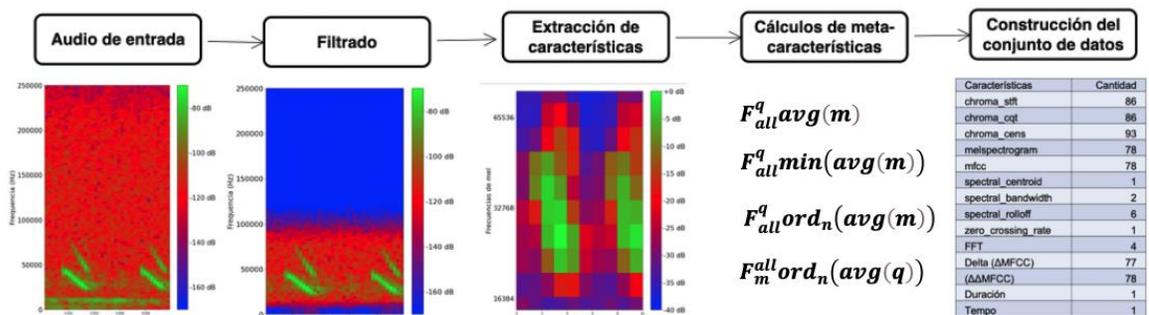


Figura 3-5. Proceso de extracción de las características automáticas y meta-características de señales acústicas de ecolocalización.

A continuación, se listan las características espectrales que se extrajeron del conjunto de llamadas de ecolocalización y a partir de los cuales se calcularon las diferentes meta-características:

- chroma_stft: Matriz compuesta por los 12 tonos por cada cuadro.
- chroma_cqt: Matriz compuesta por los 12 tonos por cada cuadro.

- chroma_CENS: Matriz compuesta por los 12 tonos por cada cuadro.
- Mels: Matriz compuesta por las 10 frecuencias de Mel por cada cuadro.
- MFCC: Matriz compuesta por los 10 coeficientes Cepstrales de Mel por cada cuadro.
- Δ MFCC: Matriz compuesta por los 10 coeficientes Cepstrales de Mel de primer orden por cada cuadro.
- $\Delta\Delta$ MFCC: Matriz compuesta por los 10 coeficientes Cepstrales de Mel de segundo orden por cada cuadro.

Teniendo en cuenta que la características espectrales anteriores generan como resultado un set de datos que puede ser representado como una matriz $q \times m$ (ver **Figura 3-6**), donde q (*filas*) corresponde a la *Frecuencia, Coeficiente o Clase de Tono*, y m (*columnas*) corresponde a la cantidad de cuadros en el tiempo (*frames*) de cada fragmento de audio, este valor cambia dependiendo de la duración del pulso en cada fragmento. Para este trabajo los valores mínimos de m fueron de tres (3) y los máximos de veintiún (21) cuadros.

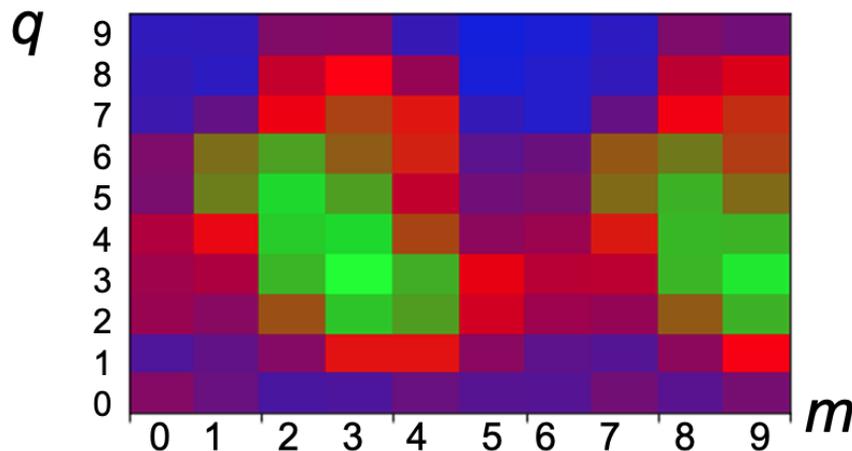


Figura 3-6. Ejemplo de matriz obtenida para las características de chroma, Mels y coeficientes cepstrales de Mel.

A continuación se detalla cada una de las meta-características calculadas, a las cuales se les definieron las siguientes variables y notación:

F = Nombre de la característica

$m = 1, \dots$ Cantidad de Frames;

$q = 1, \dots$ Cantidad de frecuencia, coeficiente o clase de tonos

all = Define que se toman todos los valores de q para un cuadro m

all = Define que se toman todos los valores de los cuadros m para un valor de q

$\frac{all}{all}$ = Define que se toman todos los valores de los cuadros m y todos los valores q

Promedio temporal de potencia por frecuencia q :

Corresponde a un vector compuesto por el promedio de potencia de todos (all) los cuadros m para cada fila q , donde este conjunto de características se denota mediante la siguiente expresión:

$$F_{all}^q avg(m)$$

La cantidad de valores para esta meta-característica, está limitada por el valor máximo de q .

Promedio general de potencia:

Con esta meta-característica se busca identificar el promedio de potencia para el fragmento de la señal de ecolocalización y corresponde a un valor escalar, el cual es el resultado del cálculo del promedio de los valores de potencia de todos (all) los cuadros ($frames$) m para todos (all) los tonos q . Este conjunto de características se denota mediante la siguiente expresión:

$$F_{all}^{all} avg(q, m)$$

Promedio Máximo temporal de potencia q :

Con esta meta-característica se busca identificar el valor máximo del promedio de potencia para el fragmento de la señal de ecolocalización y corresponde a un valor escalar, el cual es el resultado del cálculo del valor máximo del promedio de potencia de todos (all) los cuadros ($frames$) para las frecuencia, coeficiente o clase de tono q . Este conjunto de características se denota mediante la siguiente expresión:

$$F_{all}^q \max(avg(m))$$

Promedio Mínimo temporal de potencia de q :

Con esta meta-característica se busca identificar el valor mínimo del promedio de potencia para el fragmento de la señal de ecolocalización y corresponde a un valor escalar, el cual es el resultado del cálculo del valor mínimo del promedio de potencia de todos (all) los

cuadros (*frames*) para las frecuencia, coeficiente o clase de tono q . Este conjunto de características se denota mediante la siguiente expresión:

$$F_{all}^q \mathit{min}(avg(m))$$

Ordenamiento de frecuencia q :

Con esta meta-característica se busca identificar la posición de los valores q del fragmento de la señal de ecolocalización al realizar un ordenamiento de mayor a menor potencia y definir una posición en dicho ordenamiento, construyendo un vector compuesto por el número de la posición n de la frecuencia, coeficiente o clase de tono q , ordenado descendientemente por el valor promedio de la potencia de todos (*all*) los cuadros (*frames*)

Este conjunto de características se denota mediante la siguiente expresión:

$$F_{all}^q \mathit{ord}_n(avg(m))$$

La cantidad de valores para esta meta-característica, está limitada por el valor máximo de q .

Número de cuadro m de mayor potencia para cada frecuencia q :

Con esta meta-característica se busca identificar el m de mayor potencia para cada q , del fragmento de la señal de ecolocalización, construyendo un vector compuesto por el número de la posición n de cuadro (*frame*) m de máximo valor de potencia de todos (*all*) los cuadros de la frecuencia, coeficiente o clase de tono q .

Este conjunto de características se denota mediante la siguiente expresión:

$$F_{all}^q \mathit{max}_n(m)$$

La cantidad de valores para esta meta-característica, está limitada por el valor máximo de q .

Mediana por cada frecuencia q :

Corresponde a un vector compuesto por el valor de la mediana de la potencia de todos (*all*) los cuadros m para cada fila q , donde este conjunto de características se denota mediante la siguiente expresión:

$$F_{all}^q \mathit{median}(m)$$

La cantidad de valores para esta meta-característica, está limitada por el valor máximo de q .

Ordenamiento de cuadro m :

Con esta meta-característica se busca identificar los cuadros m de mayor a menor aporte de potencia para el fragmento de la señal de ecolocalización. Para esta meta-característica se presentó una dificultad ya que no todos los fragmentos de las señales de ecolocalización tienen la misma duración o número de cuadros, para esto se tomó como referencia el número de cuadro mayor para el conjunto de audios y para los audios de menor duración se completó la matriz de características con el número de cuadros que falta hasta llegar a 21 que es el valor máximo de cuadros. Como resultado de lo anterior se construyó un vector con el número de la posición n del cuadro (*frame*) m , ordenado descendientemente por el valor promedio de la potencia de todas (*all*) las frecuencia, coeficiente o clase de tono q

Este conjunto de características se denota mediante la siguiente expresión:

$$F_m^{all} ord_n(avg(q))$$

Número de frecuencia q de mayor potencia para cada cuadro m :

Con esta meta-característica se busca identificar las frecuencias q de mayor potencia para cada cuadro m del fragmento de la señal de ecolocalización construyendo un vector con el número de la posición n de la frecuencia, coeficiente o clase de tono q de máximo valor de potencia de todos (*all*) los cuadros (*frame*) m

Este conjunto de características se denota mediante la siguiente expresión:

$$F_m^{all} max_n(m)$$

3.3. Reducción de dimensionalidad y representación de las señales de ecolocalización

En esta sección se presenta el trabajo adelantado para la selección de las características y reducción de dimensionalidad, previo al proceso de agrupamiento, esto debido a que se contaba con un gran número de características (600) que podrían dificultar el tener buenos resultados en la calidad de los grupos (clústeres) por correlación o redundancia entre ellas. Para reducir esta dimensionalidad y obtener las características más importantes se emplearon los algoritmos Bosques Aleatorios (Random Forest - RF) y el Análisis de Componentes Principales (Principal Component Analysis - PCA) logrando con esto reducir la cantidad de características y validar sus resultados, al igual que identificar los procesos de extracción de características que aportaron mejores resultados para los dos grupos de etiquetas (tipos de pulsos y fases de forrajeo).

3.3.1. Algoritmo Bosques Aleatorios (Random Forest - RF) para selección de características discriminantes

Este algoritmo supervisado permite identificar las características más importantes del conjunto de datos original para los dos tipos de etiquetas o grupos de categorías: Tipos de pulsos (QCF, FM y CF-FM) y Fases de forrajeo (búsqueda, enfoque y terminal), debido a que a cada una de las características del conjunto de datos se le asigna un valor de importancia sobre las etiquetas, la cual es una métrica que clasifica estas características en función de su contribución relativa a la precisión del modelo (Bao & Cui, 2005), permitiendo con esto reducir la dimensionalidad al conjunto de características cuya importancia sea mayor a cero. Bosques aleatorios es un algoritmo basado en árboles de decisión (Breiman L., 2001) que construye un número delimitado de árboles de clasificación (Ver **Figura 3-7**), cuyos nodos se dividen en un grupo aleatorio de características de todo el conjunto de datos. Se utiliza una muestra inicial del conjunto de entrenamiento para construir cada árbol, y las muestras omitidas del conjunto de entrenamiento se utilizan para calcular una estimación de error de ejecución. El algoritmo es altamente robusto para datos ruidosos y para un gran número de predictores correlacionados (Armitage, D. W., & Ober, 2010).

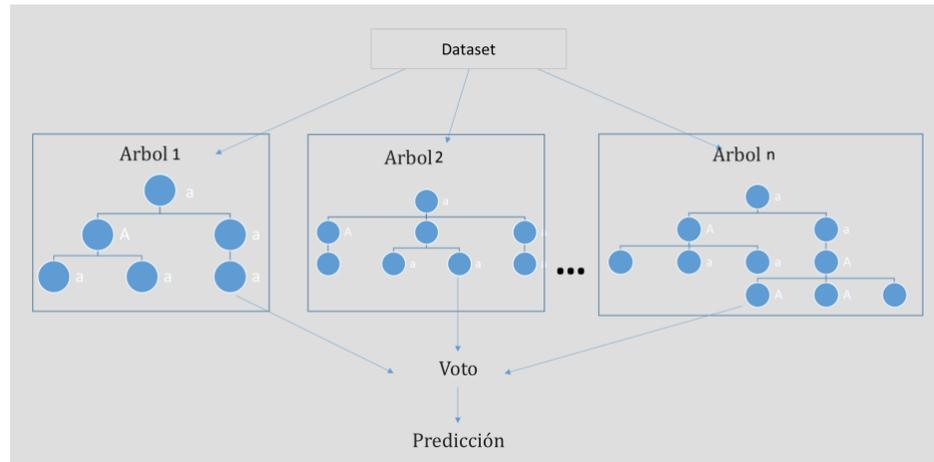


Figura 3-7. Esquema de funcionamiento del algoritmo Random Forest. Adaptado de (Abhay Padda, 2016)

Los parámetros del algoritmo RF de la implementación de la librería *scikit-learn* que se configuran son los siguientes:

- **n_estimators:** El número de árboles en el bosque, valor por defecto = 100.
- **max_features:** número máximo de características consideradas para dividir un nodo.
 - valores {"auto", "sqrt", "log2"}, int o float, default = "auto":
 - Si es "auto", entonces $\text{max_features} = \sqrt{\text{n_features}}$.
 - Si es "log2", entonces $\text{max_features} = \log_2(\text{n_features})$.
 - Si ninguno, entonces $\text{max_features} = \text{n_features}$.
- **max_depth:** número máximo de niveles en cada árbol; tipo entero, default = None. Si no se define el valor, los nodos se expanden hasta que todas las hojas sean puras o hasta que todas las hojas contengan menos de `min_samples_split`.
- **min_samples_split:** número mínimo de puntos de datos colocados en un nodo antes de que el nodo se divida
- **min_samples_leaf:** número mínimo de puntos de datos permitidos en un nodo hoja.

3.3.2. Algoritmo de Análisis de Componentes Principales (Principal Component Analysis - PCA) para reducción de dimensionalidad

Este algoritmo es no supervisado, ya que no toma en cuenta las etiquetas de clase y se basa en realizar un cambio del sistema de coordenadas de manera que las primeras dimensiones en dicho sistema recojan la mayor variabilidad posible de los datos. Para esto se debe asumir que el conjunto de datos sigue distribuciones normales y que tienen una representación lineal en cierta base. PCA permite por lo tanto “condensar” la información aportada por múltiples variables en solo unas pocas componentes. Para esto se debe tener en cuenta que para cada una de las componentes es un vector propio, y el orden de las componentes se establece por orden decreciente de los valores propios que representan el porcentaje de la varianza que explica los datos. Por tanto, la primera componente es el vector propio con el valor propio asociado más alto.

Como el objetivo de PCA es reducir la dimensionalidad, se debe identificar el número mínimo de componentes que resultan suficientes para explicar los datos, para esto se evalúa la proporción de varianza explicada acumulada y se selecciona el número de componentes mínimo a partir del cual el incremento deja de ser sustancial.

3.4. Agrupamiento automático de señales

En esta sección se describe los algoritmos de agrupamiento empleados en los diferentes subconjuntos de datos, con el objetivo de determinar los parámetros de clústeres que generan mejores resultados en sus métricas, al igual que comparar los diferentes subconjuntos de datos, con el fin de validar los procesos de reducción de dimensionalidad, permitiendo con esto identificar el proceso completo que genera mejores resultados en la caracterización de las señales de ecolocalización de los murciélagos pescadores.

3.4.1. Algoritmo de agrupamiento K-medias (K-means)

K-means es un algoritmo de aprendizaje no supervisado para agrupamiento (clusterización) que agrupa objetos en k grupos basándose en sus características. El agrupamiento se realiza minimizando la suma de distancias entre cada objeto y el centroide de su grupo o clúster. Para ello se suele usar la distancia cuadrática.

El algoritmo consta de tres pasos:

1. **Inicialización:** una vez escogido el número de grupos, k , se establecen k centroides en el espacio de los datos, por ejemplo, escogiéndolos aleatoriamente.
2. **Asignación objetos a los centroides:** cada objeto de los datos es asignado a su centroide más cercano.
3. **Actualización centroides:** se actualiza la posición del centroide de cada grupo tomando como nuevo centroide la posición del promedio de los objetos pertenecientes a dicho grupo.

Los pasos 2 y 3 se repiten hasta que los centroides no se mueven, o se mueven por debajo de una distancia umbral en cada paso. El algoritmo k-means resuelve un problema de optimización, siendo la función para optimizar (minimizar) la suma de las distancias cuadráticas de cada objeto al centroide de su clúster. (Luciano & Brian, 2019).

3.4.2. Algoritmo de agrupamiento espectral (Spectral Clustering)

Es una técnica que reduce conjuntos de datos multidimensionales complejos en grupos de datos similares en dimensiones más significativas. El esquema principal es agrupar todo el espectro de puntos de datos no organizados en varios grupos en función de su singularidad, "Entre los diferentes métodos de agrupamiento disponibles, el agrupamiento espectral es uno de los más utilizados debido a su velocidad y simplicidad, sin dejar de ser sensible a las perturbaciones impuestas en el grafo" (Champion et al., 2020), "La agrupación espectral aprovecha las propiedades espectrales del grafo" (Champion et al., 2020), en el que las comunidades de nodos (es decir, puntos de datos) que están conectados o inmediatamente uno al lado del otro se identifican en un grafo. Luego, los nodos se asignan a un espacio de baja dimensión que se puede segregar fácilmente para formar grupos. La agrupación espectral utiliza información de los valores propios (espectro) de matrices especiales (es decir, matriz de afinidad, matriz de grados y matriz laplaciana) derivada del grafo o del conjunto de datos. (Larsson, Johan;Isak, 2020; Luciano & Brian, 2019).

Su implementación típica consta de tres pasos:

1. **Construir el grafo de similitud:** este paso construye el grafo de similitud en forma de una matriz de adyacencia, la cual se puede construir de las siguientes maneras:
 - a. **Grafo de vecindad de ϵ :** Un parámetro ϵ se fija de antemano. Luego, cada punto está conectado a todos los puntos que se encuentran en su radio ϵ . Si todas las distancias entre dos puntos cualesquiera tienen una escala similar, normalmente los pesos de los bordes, es decir, la distancia entre los dos puntos, no se almacenan, ya que no proporcionan

ninguna información adicional. Así, en este caso, el grafo construido es un grafo no dirigido y no ponderado.

- b. K-vecinos más cercanos (KNN): Un parámetro k se fija de antemano. Entonces, para dos vértices u y v , una arista se dirige de u a v solo si v está entre los k vecinos más cercanos de u . Se debe tener en cuenta que esto conduce a la formación de un grafo ponderado y dirigido porque no siempre ocurre que para cada u que tiene v como uno de los k -vecinos más cercanos, será el mismo caso para v que tiene u entre sus k -más cercanos.
 - c. Grafo totalmente conectado: para construir este grafo, cada punto está conectado con un borde no dirigido ponderado por la distancia entre los dos puntos a cualquier otro punto. Dado que este enfoque se utiliza para modelar las relaciones de vecindad local, normalmente se utiliza la métrica de similitud gaussiana para calcular la distancia.
2. **Proyectar los datos en un espacio dimensional inferior**: este paso se realiza para tener en cuenta la posibilidad de que los miembros del mismo grupo puedan estar muy lejos en el espacio dimensional dado. Por lo tanto, el espacio dimensional se reduce para que esos puntos estén más cerca en el espacio dimensional.
 3. **Agrupación de datos**: este proceso consiste principalmente en agrupar los datos reducidos mediante el uso de cualquier técnica de agrupamiento tradicional, generalmente agrupamiento de K-Means. (Champion et al., 2020).

3.5. Diseño experimental

3.5.1. Conjuntos de datos

Para poder adelantar procesos de comparación de resultados entre los diferentes grupos de características (manuales y automáticas) para las dos etiquetas (pulsos y fases); se plantearon los siguientes conjuntos de datos para su posterior experimentación:

- **pt_600 y ft_600**: Consiste en emplear todo el conjunto de las 600 características (manuales y meta-características automáticas) para la identificación de los mejores parámetros y posterior identificación de las mejores características para la etiqueta pulsos (CF-FM, FM, QCF) y fases de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal).
- **pa_592 y fa_592**: Consiste en emplear solo el conjunto de las 592 características automáticas para la identificación de los mejores parámetros y posterior identificación de las mejores características para la etiqueta pulsos (CF-FM, FM, QCF) y fases de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal).
- **pm_8 y fm_8**: Consiste en emplear solo el conjunto de las ocho características manuales para la identificación de los mejores parámetros y posterior identificación

de las mejores características para la etiqueta pulsos (CF-FM, FM, QCF) y fases de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

- **PCA_t_600:** Consiste en emplear todo el conjunto de 600 características en el proceso de reducción de la dimensionalidad por PCA.
- **PCA_a_592:** Consiste en emplear solo el conjunto de 592 características automáticas en el proceso de reducción de la dimensionalidad por PCA.
- **PCA_m_8:** Consiste en emplear solo el conjunto de las ocho características manuales en el proceso de reducción de la dimensionalidad por PCA.
- **rf_pt_6:** Conjunto conformado por las seis (6) características más importantes identificadas mediante Random forest del conjunto de datos total, para la etiqueta pulsos.
- **rf_pm_7:** Conjunto conformado por las siete (7) características más importantes identificadas mediante Random forest del conjunto de datos manual, para la etiqueta pulsos.
- **rf_pa_10:** Conjunto conformado por las diez (10) características más importantes identificadas mediante Random forest del conjunto de datos automáticas, para la etiqueta pulsos.
- **rf_ft_8:** Conjunto conformado por las ocho (8) características más importantes identificadas mediante Random forest del conjunto de datos total, para la etiqueta fases de forrajeo.
- **rf_fm_8:** Conjunto de características más importantes identificadas mediante Random forest del conjunto de datos manual, para la etiqueta fases de forrajeo.
- **rf_fa_26:** Conjunto conformado por las veinte seis (26) de características más importantes identificadas mediante Random forest del conjunto de datos automáticas, para la etiqueta fases de forrajeo.

3.5.2. Metodología experimental y exploración de parámetros para selección de características con RF

En la **Figura 3-8** se detalla el diseño experimental adelantado para identificar las mejores características del conjunto de datos con el método supervisado de Random forest para los diferentes experimentos diseñados de cada conjunto de datos, los pasos adelantados se describen a continuación:

- a) Selección del subconjunto de datos para cada experimento.
- b) Separación de los datos de prueba (30%) y entrenamiento (70%), para esto se empleó una semilla que permite extraer los datos estratificados por cada etiqueta,

de manera que la proporción de cada clase sea la misma que la del conjunto de datos completo.

- c) Definición del rango de los parámetros que se emplearan en el algoritmo búsqueda por cuadrícula (GridSearch) con validación cruzada estratificada de 5 particiones (Stratified 5-fold cross validation) con el algoritmo de clasificación de Random Forest.
- d) Identificación de los mejores parámetros mediante la métrica de exactitud (*accuracy*), la cual es confiable debido a que el conjunto de datos es estratificado.
- e) Aplicación del modelo con los mejores parámetros al conjunto de datos de prueba.
- f) Calcular las medidas de desempeño.
- g) Identificación de las características más importantes por cada experimento.
- h) Generar el conjunto de datos para aplicar Análisis de Componentes principales (PCA) y los algoritmos de agrupamiento espectral (Spectral Clustering) y agrupamiento K-medias (K-means).

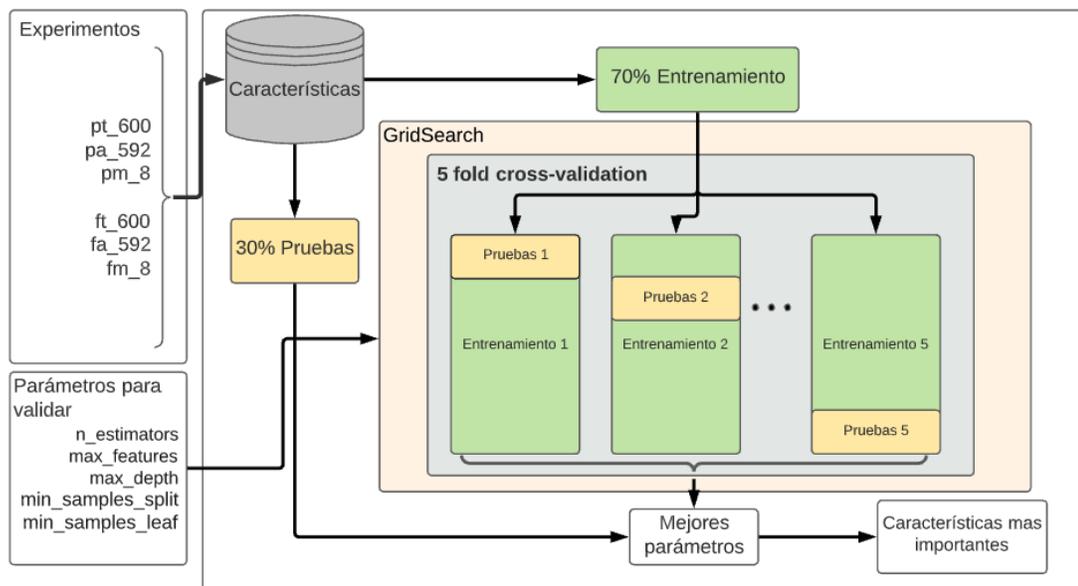


Figura 3-8. Diseño experimental implementado para identificar las mejores características con Random Forest.

3.5.3. Metodología experimental y exploración de parámetros para reducción de la dimensionalidad con PCA

En la **Figura 3-9** se detalla el diseño experimental adelantado para reducir la dimensionalidad del conjunto de datos para los diferentes experimentos diseñados, usando el método no supervisado de PCA.

Los pasos implementados se describen a continuación:

- Selección del subconjunto de datos de cada experimento.
- Normalización de los valores.
- Cálculo de autovectores y autovalores.
- Selección de los autovectores correspondientes a las componentes principales, mediante la métrica de porcentaje de varianza explicada que muestra cuánta varianza se puede atribuir a cada uno de los componentes principales. Identificando los componentes que expliquen más del 90% de la varianza.
- Generación del conjunto de datos para los algoritmos de agrupamiento de las secciones 3.4.1 y 3.4.2.

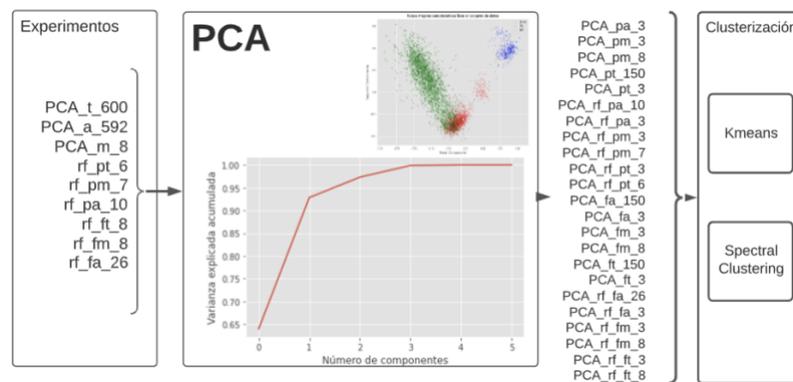


Figura 3-9. Diseño experimental implementado para la reducción de dimensionalidad mediante PCA.

3.5.4. Metodología experimental y exploración de parámetros para el agrupamiento

En la **Figura 3-10**, se detalla la metodología implementada, para la exploración de los parámetros para el agrupamiento, la cual consiste en usar los diferentes conjuntos de datos obtenidos como resultado de los procesos de reducción de dimensionalidad mediante RF y PCA de los conjuntos de datos de la sección 3.5.1, a este subconjunto de datos se aplican los algoritmos de agrupamiento (clusterización) K-means y Spectral Clustering, debido a que Spectral Clustering no permite representar los clúster mediante procesos de entrenamiento, se requiere emplear el algoritmo KNN, donde los datos de las etiquetas son los obtenidos en el proceso de entrenamiento de Spectral Clustering, con esto se puede obtener un modelo para ser validado con los datos de prueba y obtener las métricas de desempeño, para cada agrupamiento.

El diseño propuesto evalúa todos los subconjuntos de datos (experimentos) para diferentes números de clústeres (grupos) entre 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 y 20.

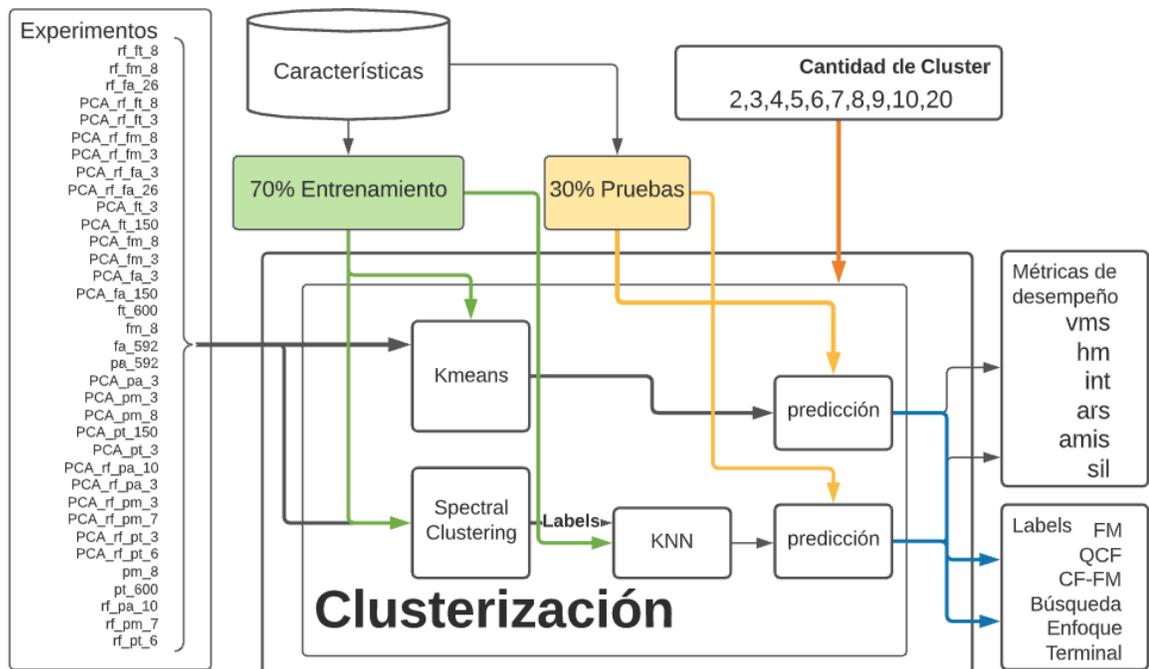


Figura 3-10. Diseño experimental para la exploración de parámetros de los algoritmos de agrupamiento K-means y Spectral Clustering para cada subconjunto de datos de los experimentos.

3.5.5. Medidas de desempeño de evaluación de clasificación

A continuación, se detalla las medidas de desempeño empleadas para la validación de los mejores parámetros por experimento para el subconjunto de datos de prueba aplicado al enfoque supervisado de selección de características usando Random Forest, teniendo como referencia lo consignado en la **Tabla 3-3** matriz de confusión:

Tabla 3-3. Matriz de confusión para la validación de resultados.

		Valor predicho	
		Clase 1	Clase 0
Valor real	Clase 1	TP	FN
	Clase 0	FP	TN

- **Verdadero positivo (TP):** El valor real es positivo y el algoritmo predijo también que era positivo.
- **Verdadero negativo (TN):** El valor real es negativo y el algoritmo predijo también que el resultado era negativo.
- **Falso negativo (FN):** El valor real es positivo, y el algoritmo predijo que el resultado es negativo.
- **Falso positivo (FP):** El valor real es negativo, y el algoritmo predijo que el resultado es positivo.

Exactitud (*Accuracy* en inglés). Es la relación entre los datos correctamente clasificados (predicción) y el número total de predicciones (o datos). Su valor oscila entre 0 y 1, donde 0 es el peor desempeño y 1 el mejor. Su definición a partir de la matriz de confusión se presenta en la **Ecuación 1**.

$$Exactitud = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$$

Ecuación 1

Precisión. Se define como la proporción de verdaderos positivos contra todos los resultados positivos (tanto verdaderos positivos, como falsos positivos). Su definición a partir de la matriz de confusión se presenta en la **Ecuación 2**

- 36 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos
-

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad \text{Ecuación 2}$$

Sensibilidad o recall: se define como la tasa de verdaderos positivos (True Positive Rate) o TPR. Es la proporción de casos positivos que fueron correctamente identificadas por el algoritmo. Su definición a partir de la matriz de confusión se presenta en la **Ecuación 3**

$$\text{Sensibilidad o recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad \text{Ecuación 3}$$

F1 Score: Se utiliza para combinar las medidas de precisión y *recall* en un sólo valor. Esto es práctico porque hace más fácil el poder comparar el rendimiento combinado de la precisión y la *recall* entre varias soluciones. Se calcula haciendo la media armónica entre la **precisión** y la **sensibilidad (recall)**. Su definición a partir de la matriz de confusión se presenta en la **Ecuación 4**

$$F1 \text{ Score} = 2 \left(\frac{\text{precision} * \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \right) \quad \text{Ecuación 4}$$

Macro avg: Esta métrica calcula la precisión para cada clase y encuentra su promedio no ponderado, i.e. no tiene en cuenta el desequilibrio de la clase. Su definición se presenta en la **Ecuación 5**

$$\text{Macro avg} = \frac{p1 + p2 + p3}{3} \quad \text{Ecuación 5}$$

Weighted avg: Esta medida calcula las métricas para cada clase y encuentra su promedio ponderado, i.e. tiene en cuenta el desequilibrio de la clase. Su definición se presenta en la **Ecuación 6**

$$\text{Weighted avg} = \frac{p1 * \text{cantidad}_{p1} + p2 * \text{cantidad}_{p2} + p3 * \text{cantidad}_{p3}}{3 * \text{total}} \quad \text{Ecuación 6}$$

3.5.6. Medidas de desempeño de evaluación de agrupamiento

- **Homogeneidad (hm)**

Esta métrica mide como es la distribución de clases dentro de cada grupo y que tan sesgado se encuentra con respecto de una sola clase. Así un grupo con homogeneidad igual a 1 indica por consecuencia una entropía cero, es decir que todos los elementos que lo conforman pertenecen a una misma clase. (Rosenberg & Hirschberg, 2007).

La homogeneidad se define como se presenta en la **Ecuación 7**:

$$hm = \begin{cases} 1 & \text{if } H(C, K) = 0 \\ 1 - \frac{H(C|K)}{H(C, K)} & \text{else} \end{cases}$$

Donde

$$H(C|K) = - \sum_{k=1}^{|K|} \sum_{c=1}^{|C|} \frac{A_{ck}}{N} \log \frac{A_{ck}}{\sum_{c=1}^{|C|} A_{ck}}$$

Ecuación 7

$$H(C, K) = - \sum_{k=1}^{|K|} \sum_{c=1}^{|C|} \frac{A_{ck}}{N} \log \frac{A_{ck}}{N}$$

- **Integridad (Int)**

Es simétrica a la homogeneidad e Indica si todos los miembros de una clase determinada se asignan a un mismo grupo. Para evaluar el criterio, se debe examinar la distribución de asignaciones de clúster dentro de cada clase. En una perfecta situación de integridad, cada elemento estará sesgado a un solo grupo por lo que obtendremos un valor $H(K|C) = 0$. Sin embargo, en el peor de los casos, cada clase está representada por cada grupo con una distribución igual a la distribución de tamaños de clúster resultado $H(K|C)$ máxima e igual a $H(K)$. Finalmente, en el caso donde $H(K) = 0$, cuando hay un único clúster, decimos que *Integridad* es 1. (Rosenberg & Hirschberg, 2007)

Por lo anterior se define la integridad como lo presentado en la **Ecuación 8**:

$$Int = \begin{cases} 1 & \text{if } H(C, K) = 0 \\ 1 - \frac{H(C|K)}{H(C, K)} & \text{else} \end{cases}$$

Ecuación 8

Donde

$$H(C|K) = - \sum_{c=1}^{|C|} \sum_{k=1}^{|K|} \frac{A_{ck}}{N} \log \frac{A_{ck}}{\sum_{k=1}^{|K|} A_{ck}}$$

$$H(C, K) = -H(C, K)$$

- **V-measure score (vms)**

Corresponde a la media armónica entre la integridad y la homogeneidad. Es una medida basada en la entropía que mide explícitamente el éxito con el que se han satisfecho los criterios de homogeneidad e integridad.

$$vms = \frac{(1 - \beta) * h * c}{(1 * \beta) + c} \quad \text{Ecuación 9}$$

En la **Ecuación 9** se puede ver que, si β es mayor que 1, la integridad es ponderada más fuertemente en el cálculo y si β es menor que 1, la homogeneidad se pondera con mayor fuerza. Los cálculos de homogeneidad, completitud y V-measure score son completamente independientes del número de clases, el número de clústers, el tamaño del conjunto de datos y el algoritmo de agrupamiento usado. (Rosenberg & Hirschberg, 2007)

- **Adjusted Rand score (ars)**

Es una medida de la similitud entre dos agrupaciones de datos. Se puede definir una forma del índice Rand que se ajusta para la agrupación aleatoria de elementos, este es el índice Rand ajustado. Desde un punto de vista matemático, el índice Rand está relacionado con la precisión.

Es una medida de similitud entre dos agrupamientos considerando todos los pares de muestras y contando pares que se asignan en el mismo o diferentes grupos en los agrupamientos previstos y reales (ver **Ecuación 10**).

$$ars = \frac{(RI - RI \text{ esperado})}{(\max(RI) - RI \text{ esperado})} \quad \text{Ecuación 10}$$

Por tanto, se garantiza que el índice Rand ajustado tiene un valor cercano a 0 para el etiquetado aleatorio independientemente del número de clústeres y muestras, y

exactamente 1 cuando los clústeres son idénticos (hasta una permutación) (Rosenberg & Hirschberg, 2007).

- **Coeficiente de silueta (sil)**

Se refiere a un método de interpretación y validación de la coherencia dentro del análisis de agrupamiento. La técnica proporciona una representación gráfica sucinta de lo bien que se ha clasificado cada objeto. El coeficiente indica que tan similar es un objeto a su propio clúster (cohesión) en comparación con otros clústeres (separación). El coeficiente silueta va de -1 a +1, donde un valor alto indica que el objeto está bien emparejado con su propio clúster y mal emparejado con los clústeres vecinos. Si la mayoría de los objetos tienen un valor alto, entonces la configuración de clústeres es apropiada. Si muchos puntos tienen un valor bajo o negativo, entonces la configuración de clústeres puede tener demasiados o muy pocos clústeres (Rosenberg & Hirschberg, 2007). Se considera que un valor óptimo del coeficiente silueta es cercano o igual a 0.7. La **Ecuación 11** define el cálculo del coeficiente silueta a continuación:

$$S(i) = \begin{cases} 1 - \frac{a(i)}{b(i)}, & \text{if } a(i) < b(i) \\ 0, & \text{if } a(i) = b(i) \\ \frac{a(i)}{b(i)} - 1, & \text{if } a(i) > b(i) \end{cases}$$

$$a(i) = \frac{1}{|C_I| - 1} \sum_{j \in C_I, i \neq j} d(i, j)$$

$$b(i) = \frac{\min_{k \neq i} 1}{|C_k|} \sum_{j \in C_k} d(i, j)$$

Ecuación 11

4. Resultados y discusión

4.1. Características de señales de ecolocalización

4.1.1. Conjunto de características manuales

A continuación se presentan los resultados del análisis de estadística descriptiva para las distribuciones de los valores de las características manuales de ancho de banda, frecuencia pico, frecuencia final y duración, para el grupo de etiquetas de tipos de pulsos (QCF, CF-FM y FM) y la característica de duración para las fases de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal), presentando los resultados numéricos y gráficos de la estadística descriptiva por medio de los valores de la media, desviación estándar, mínimo, máximo y cuartiles del 25%, 50% y 75%, así como los diagramas de cajas y funciones de distribución empíricas de los datos, donde se puede apreciar diferencias entre las distribuciones de datos por etiqueta para esas características.

Las demás características (frecuencia inicial, frecuencia máxima, frecuencia mínima e intervalo) no mostraron una clara diferenciación de las distribuciones de datos entre clases para tipos de pulsos para cada característica independiente por solapamiento entre sus distribuciones. Igualmente, el detalle del análisis completo para todas las meta-características y los dos grupos de etiquetas (fases y tipos de pulsos) se encuentra en el **Anexo B**.

Ancho de banda

Esta característica corresponde al valor del ancho de banda del pulso. En la **Tabla 4-1** se presentan los valores estadísticos para las etiquetas por tipo de pulso:

Tabla 4-1. Valores estadísticos para el ancho de banda por tipo de pulso, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	41,70	4,046	6,9	39,5	42,1	44,4	54,6
FM	2.411	31,11	7,985	9,6	25,1	30,2	37,5	50
QCF	512	10,63	3,314	2,9	8,1	10,4	12,82	23,4

En la **Figura 4-1** se puede observar que para cada uno de los tres tipos de pulso CF-FM, FM y QCF son diferenciables por su distribución de los datos, sin embargo para el tipo de pulso CF-FM se presenta la mayor cantidad de datos atípicos, y el tipo de pulso FM presenta solapamiento con el tipo de pulso CF-FM, debido a que el pulso FM varía su ancho de banda entre las fases. Esto sugiere ser una buena característica para discriminar entre tipos de pulsos.

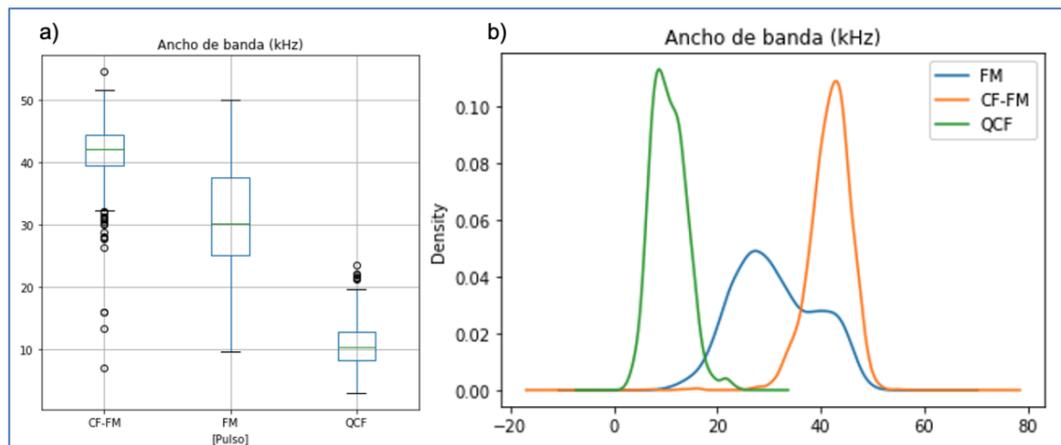


Figura 4-1. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de ancho de banda para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

Frecuencia pico

Esta característica corresponde al valor de la frecuencia de mayor energía en el pulso. En la **Tabla 4-2** se presentan los siguientes valores estadísticos para las etiquetas por tipo de pulsos:

Tabla 4-2. Valores estadísticos para la frecuencia pico por tipo de pulso. Los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	46,563	8,101	32,4	42,5	44,2	46,7	75,1
FM	2.411	41,862	3,171	27,6	40,0	41,7	43,6	73,7
QCF	512	72,535	1,859	41,5	71,8	72,6	73,5	75,5

En la **Figura 4-2** se puede observar que para el tipo de pulso CF-FM se presenta mayor cantidad de datos atípicos, que están dentro del rango de frecuencias del tipo de pulso QCF, mientras que para el tipo de pulso QCF se puede evidenciar que cuenta con menos datos atípicos, otro aspecto importante que se puede evidenciar es que los tipos de pulsos CF-FM y FM presentan una distribución cercana, esto debido a que los pulsos CF-FM tienen un gran componente del pulso con características FM, adicional se observa que los pulsos QCF tienen una menor dispersión de los datos y su distribución de los mismos están en un rango de frecuencias superior a los de los pulsos CF-FM y FM, lo que permite inferir que esta característica es importante para la identificación de los pulsos QCF.

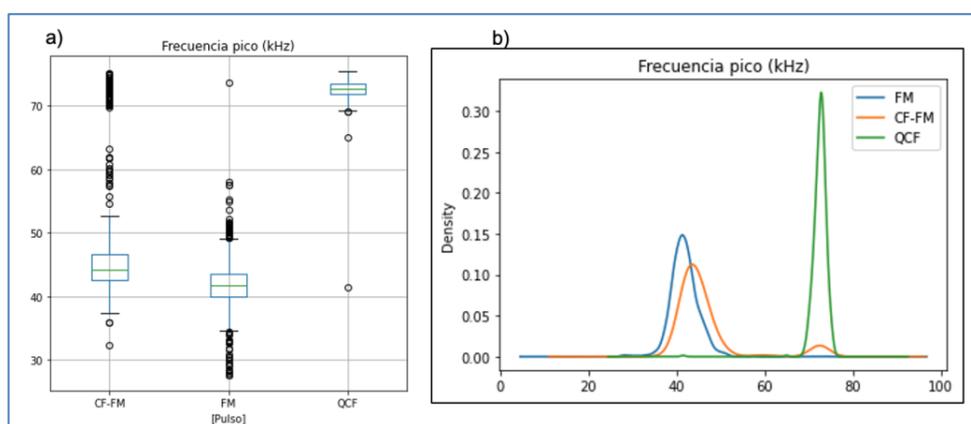


Figura 4-2. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia pico para las etiquetas de tipo de pulso (CF-FM, FM, QCF).

Frecuencia final

Esta característica corresponde al valor de la frecuencia final del pulso. En la **Tabla 4-3** se presentan los siguientes valores estadísticos para la categoría de pulsos:

Tabla 4-3. Valores estadísticos para la frecuencia final por tipo de pulso, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	31,66	3,92	21,20	29,0	31,50	34,00	65,60
FM	2.411	30,30	3,31	15,60	28,3	30,60	32,50	43,40
QCF	512	62,54	3,51	49,50	60,10	62,90	65,00	72,10

En la **Figura 4-3** se puede observar que los tipos de pulso CF-FM y FM presentan una distribución de los datos cercana, ya que estos tipos de pulsos tienen un comportamiento que finaliza en FM también se observa mayor cantidad de datos atípicos, comparados con los del tipo de pulso QCF. Adicionalmente se observa que los pulsos QCF tienen una menor dispersión de los datos y su distribución de estos, están en un rango de frecuencias superior a los de los pulsos CF-FM y FM, debido a que su comportamiento a nivel de la frecuencia es cuasi constante, comparados con los pulsos que tienen terminación en FM, esto permite inferir que esta característica es importante para la identificación de los pulsos QCF.

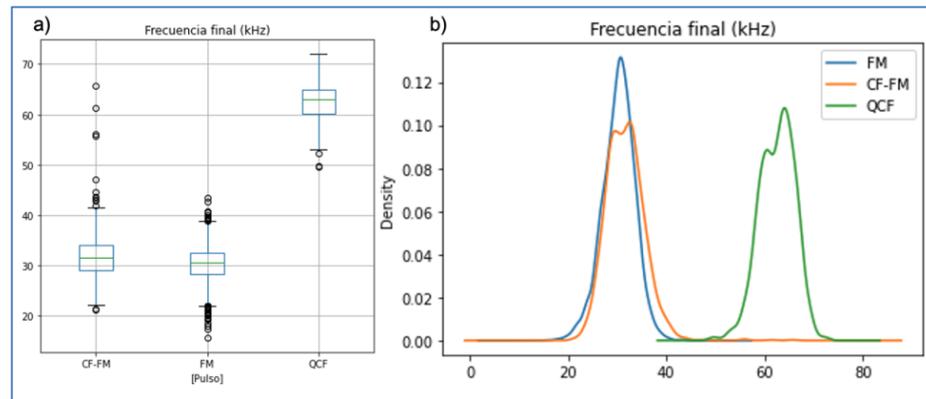


Figura 4-3. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia final para para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

Duración

Esta característica corresponde al valor de la duración del pulso. En la **Tabla 4-4** se presentan los siguientes valores estadísticos para la etiqueta pulsos:

Tabla 4-4. Valores estadísticos para la duración por tipo de pulso, los valores están expresados en milisegundos (ms).

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	12,08	1,75	6,30	10,90	12,10	13,20	19,80
FM	2.411	7,15	4,16	1,60	3,80	5,90	9,30	20,50
QCF	512	10,13	1,14	5,90	9,50	10,10	10,93	12,80

En la **Figura 4-4** se puede observar que para el tipo de pulso FM se presenta mayor cantidad de datos atípicos, sin embargo la distribución de los datos permite diferenciar con

44 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

los tipos de pulso CF-FM. Otro aspecto importante que se puede evidenciar es que los tipos de pulsos CF-FM y QCF presentan una distribución cercana, esto debido a que la duración del pulso es similar, debido a su componente CF. Adicionalmente se observa que los pulsos FM tienen una mayor dispersión de los datos, ya que la duración del pulso está afectada por la fase de este y los pulsos FM son los únicos que están presentes en las tres fases de forrajeo.

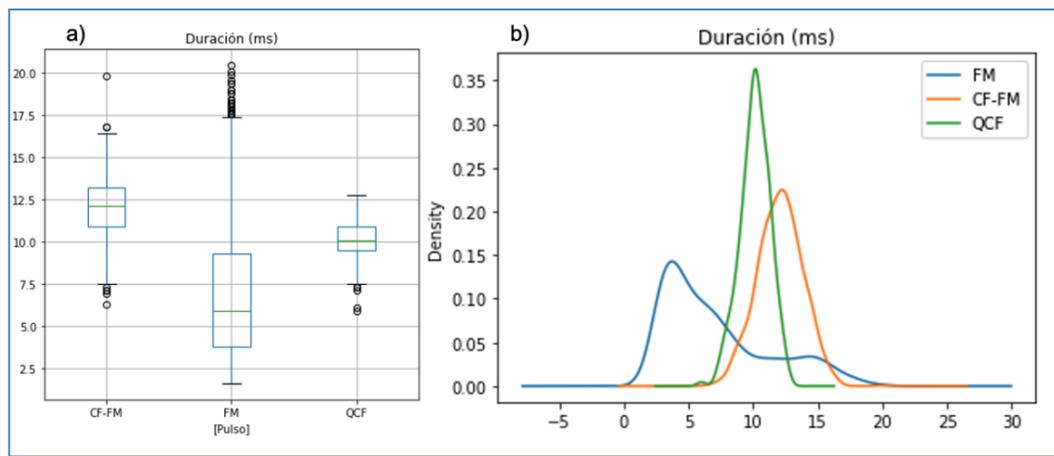


Figura 4-4. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de duración para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

En la **Tabla 4-5** se presentan los valores estadísticos para la etiqueta fases y en la **Figura 4-5** se puede observar que para la fase terminal la dispersión de los datos es menor, esto debido a que esta Fase está compuesta solo por pulsos de tipo FM, mientras que en las fases de búsqueda y de enfoque están compuestas por los tres tipos de pulsos, otro aspecto importante es que la fase de búsqueda es visualmente diferenciable de la fase terminal, a pesar que en esta fase existen pulsos FM con la particularidad que su duración es mayor a los pulsos FM de la fase Terminal. Finalmente, la fase de enfoque presenta solapamiento en la distribución debido a que está compuesta por pulsos mayoritariamente FM.

Tabla 4-5. Valores estadísticos para la duración por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en milisegundos (ms)

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3,032	11,19	2,83	3,00	9,50	11,30	13,00	20,50
Enfoque	706	5,94	1,90	2,00	4,50	5,50	7,10	13,00

Terminal	666	3,29	0,70	1,60	2,80	3,20	3,70	5,70
----------	-----	------	------	------	------	------	------	------

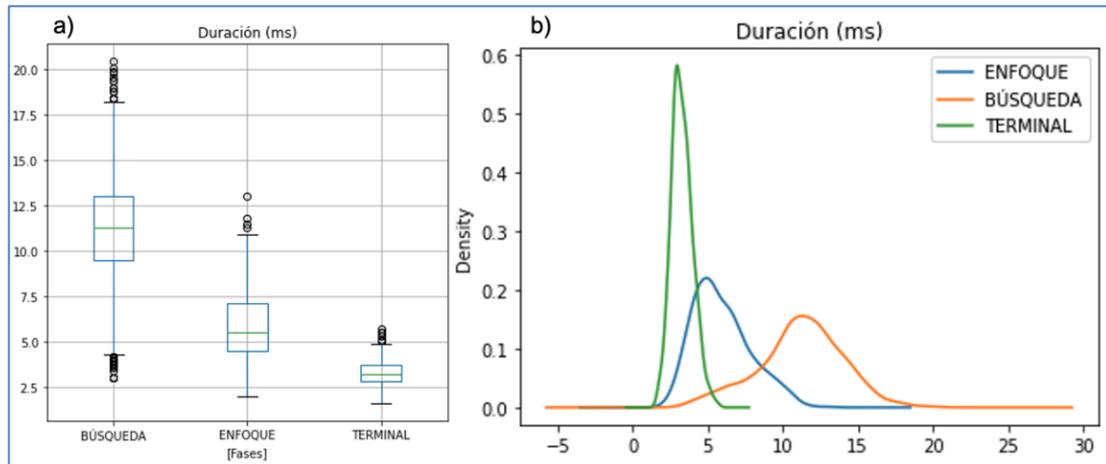


Figura 4-5. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de duración para las etiquetas de fases de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

4.1.2. Conjunto de características y meta-características automáticas

A continuación se presentan los resultados del análisis de estadística descriptiva para las distribuciones de los valores de las meta-características calculadas a las características espectrales de Mel y los Coeficientes Cepstrales de las Frecuencias de Mel (Mel Frequency Cepstral Coefficients MFCC), para el grupo de etiquetas de tipos de pulsos (QCF, CF-FM y FM) y fases de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal), presentando los resultados numéricos y gráficos por medio de los valores de la media, desviación estándar, mínimo, máximo y cuartiles del 25%, 50% y 75%, así como los diagramas de cajas y funciones empíricas de distribución de probabilidad de los datos, donde se puede apreciar diferencias entre las distribuciones de datos por etiqueta para esas características.

Las demás meta-características (FFT, MFCC-Delta, MFCC-Delta-Delta, Chroma_STFT, Chroma CTQ, Chroma CENS, Spectral Bandwidth, Spectral Rolloff, Tempo y Zero-crossing rate) no mostraron una clara diferenciación de las distribuciones de datos entre clases para tipos de pulsos para cada característica independiente por solapamiento entre sus distribuciones. Igualmente, El detalle del análisis completo para todas las meta-características para los dos grupos de etiquetas (fases de forrajeo y tipos de pulsos) se encuentra en el **Anexo B**.

EscaLa de Mel

En la **Figura 4-6** se puede observar que la escala Mel se aplicó usando un banco de filtros pasa-banda de anchura constante distribuidos en un rango de una banda o frecuencias de límites, frecuencia mínima (frecMin) y frecuencia máxima (frecMax). Donde los valores son $frecMin = 15$ KHz, $frecMax = 80$ KHz y el número de frecuencias = 10.

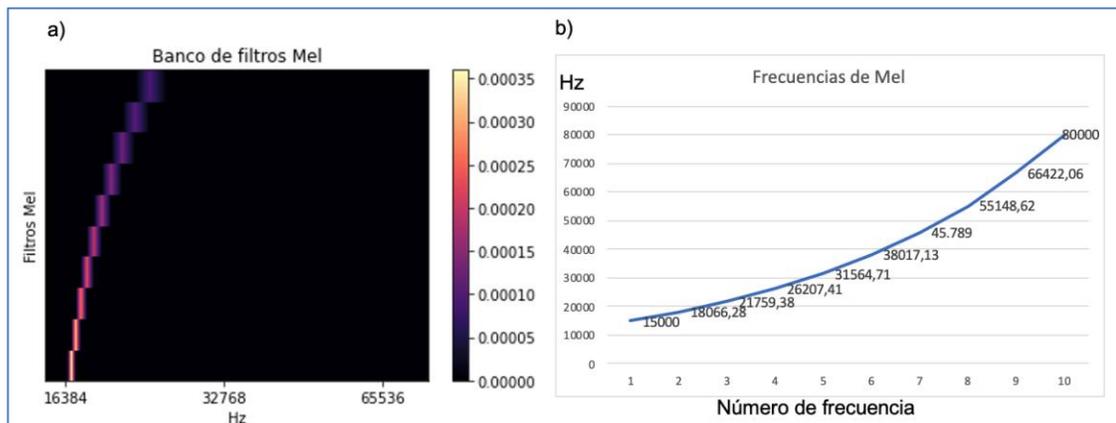


Figura 4-6. a) Banco de filtros Mel implementado; b) Equivalencia de frecuencias de Mel a Hz

En la **Figura 4-7** se puede observar el comparativo del fragmento de llamado de ecolocalización para un tipo de pulso FM, al cual se le aplica la escala Mel y el resultado de este donde visualmente se puede observar que la salida de la escala Mel tiene la misma distribución de potencias, con menos resolución.

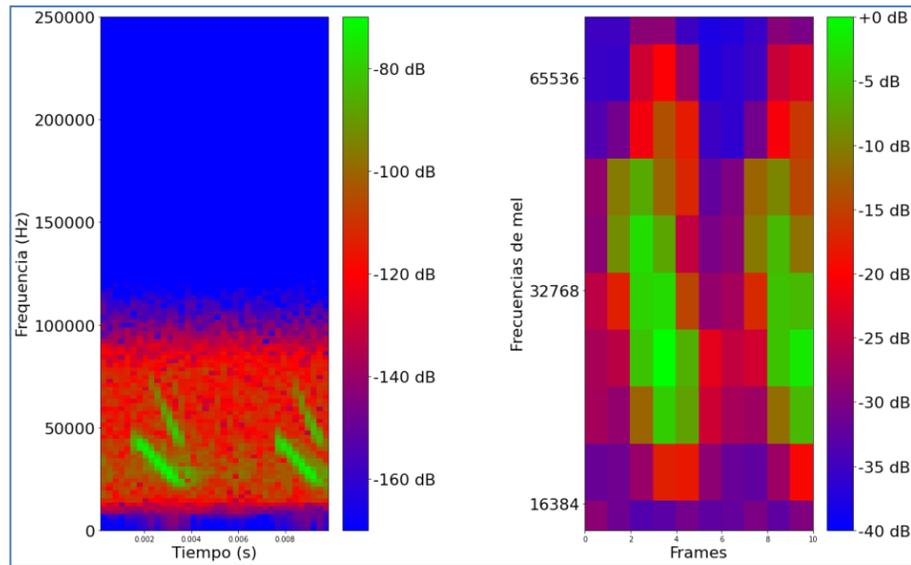


Figura 4-7. Implementación de la extracción de las frecuencias de Mel. a) Señal tipo FM filtrada, para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz b) Frecuencias de Mel para la señal tipo FM.

Con los resultados obtenidos de la aplicación de la escala Mel se calculó la siguiente meta-característica:

$$Mels_{all}^9 max_n(m)$$

Esta meta-característica corresponde al número de la posición n de cuadro (*frame*) m de máximo valor de potencia de todos (*all*) los cuadros de la frecuencia 9 de Mel que corresponde a 66.422,06 Hz. En la **Tabla 4-6** se presentan los valores estadísticos para las etiquetas por tipo de pulso:

Tabla 4-6. Valores estadísticos para $Mels_{all}^9 max_n(m)$ por tipos de pulso, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	6,96	1,31	0,00	6,00	7,00	8,00	14,00
FM	2.411	2,19	1,79	0,00	1,00	2,00	3,00	17,00
QCF	512	7,87	2,94	0,00	7,75	9,00	10,00	12,00

En la **Figura 4-8** se puede observar que para el tipo de pulso FM presenta mayor cantidad de datos atípicos, relacionados con valores de potencia altos en los cuadros mayores a 3,

mientras que para los otros pulsos los valores atípicos están asociados a los primeros y últimos cuadros, ya que sus mayores potencias están en los cuadros 6 a 8 para los pulsos CF-FM, y de 7,75 a 10 para los pulsos QCF, sin embargo para el tipo de pulso CF-FM presenta solapamiento con el tipo de pulso QFM, debido al componente CF de los pulsos que pueden presentar el valor máximo de potencia en el mismo cuadro.

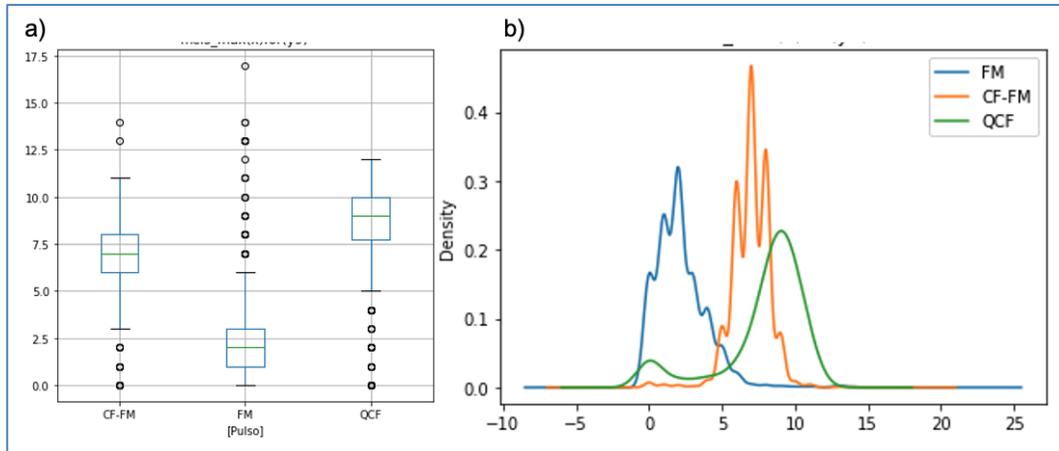


Figura 4-8. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la meta-característica $Mels^9_{all}max_n(m)$ para las etiquetas de tipo de pulso (CF-FM, FM, QCF).

$MFCC_m^{all}ord_1(avg(q))$

Esta meta-característica se calcula a partir de los coeficientes MFCC, que para el presente trabajo se parametrizo en 10 coeficientes y corresponde al número de cuadro (0-20) de la posición 1 ordenado descendientemente por el valor promedio de la potencia de todos (*all*), coeficientes q . En la **Tabla 4-7** se presentan los valores estadísticos para las etiquetas por tipos de fases.

Tabla 4-7. Valores estadísticos para la meta-característica $MFCC_m^{all}ord_1(avg(q))$ por tipo de fase, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	11,19	2,87	2,00	10,00	11,00	13,00	20,00
Enfoque	706	5,96	1,94	2,00	5,00	6,00	7,00	13,00

Terminal	666	3,29	0,86	1,00	3,00	3,00	4,00	10,00
----------	-----	------	------	------	------	------	------	-------

En la **Tabla 4-7** y **Figura 4-9** se puede observar que para la fase terminal la mayor energía está concentrada en los cuadros 3 y 4, para la fase de búsqueda se puede observar que los cuadros de mayor energía son los del 10 al 13, y para la fase de búsqueda los cuadros donde está concentrada la mayor energía son del 5 al 7. También se puede observar que para la fase terminal la dispersión de los datos es menor, esto debido a que esta fase está compuesta solo por pulsos de tipo FM, de corta duración, mientras que en las fases de búsqueda y de enfoque están compuestas por los tres tipos de pulsos. Otro aspecto importante es que la fase de búsqueda es visualmente diferenciable de la fase terminal, a pesar que en esta fase existen pulsos FM con la particularidad que su duración es mayor a los pulsos FM de la fase terminal. Finalmente la fase de enfoque presenta solapamiento en la distribución debido a que está compuesta por pulsos mayoritariamente FM, de mayor duración que los de la fase terminal.

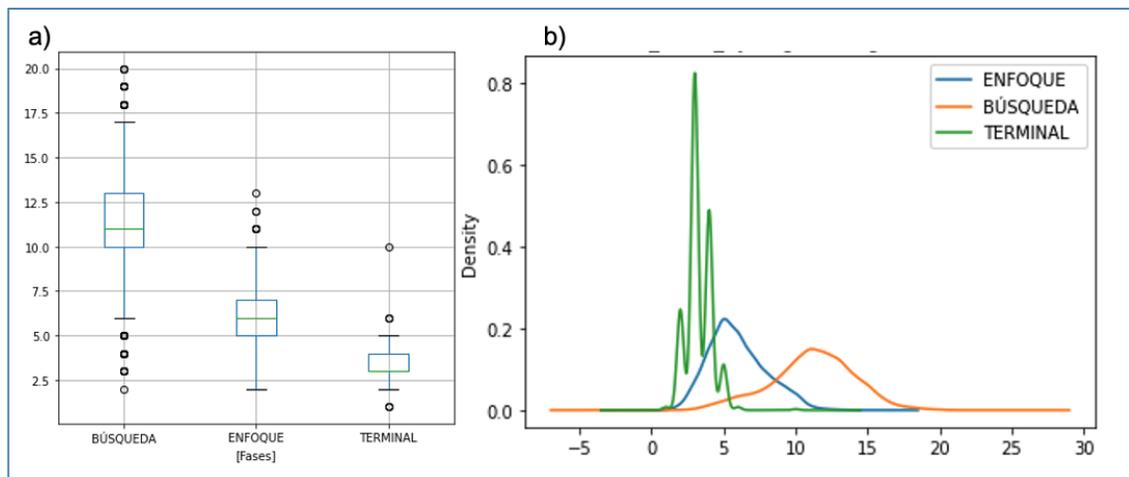


Figura 4-9. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la meta-característica $MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ para las etiquetas de fase de forrajeo (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

4.2. Reducción de dimensionalidad y representación de las señales de ecolocalización

En esta sección se detallan los resultados obtenidos en la implementación de los algoritmos para la reducción de la dimensionalidad, para cada subconjunto de datos, los parámetros validados y la identificación de los mejores parámetros.

4.2.1. Selección de características discriminantes con Bosques Aleatorios (RF)

En esta sección se detalla el resultado del proceso de exploración de parámetros ($n_estimators$, $max_features$, max_depth , $min_samples_split$, $min_samples_leaf$) por validación cruzada de 5 particiones de acuerdo al diseño experimental descrito en la sección 3.5.2, con los mejores parámetros identificados para los experimentos de los diferentes subconjuntos de datos (pm_8 , pa_592 , pt_600 , fm_8 , fa_592 , ft_600). Se implementó el método supervisado de *Random Forest* con el objetivo de identificar las características más discriminantes para cada experimento, donde el detalle del resultado obtenido se puede revisar en el **Anexo C** y el resumen en la **Tabla 4-8**, **Figura 4-10** y **Figura 4-11**.

En la **Tabla 4-8**, se resume el resultado de las métricas de desempeño de la implementación del método supervisado de *Random Forest*, con los mejores parámetros identificados para los experimentos de los diferentes subconjuntos de datos (pm_8 , pa_592 , pt_600 , fm_8 , fa_592 , ft_600), buscando con esto identificar las características más discriminantes que permitan adelantar la reducción de la dimensionalidad del conjunto de datos. En la **Figura 4-10** se detallan las matrices de confusión resultado del mejor modelo del algoritmo de clasificación RF aplicado en los datos de prueba para cada uno de los experimentos de acuerdo con los conjuntos de datos, y finalmente en la **Figura 4-11** se detallan gráficamente las características más discriminantes identificadas entre los respectivos grupos de categorías (tipos de pulsos o fases de forrajeo) para cada experimento de acuerdo con el conjunto de datos. Como resultado relevante se encontró que para la etiqueta pulsos se obtienen mejores resultados, comparado con las etiquetas de fases de forrajeo, y la cantidad de características discriminantes es mucho menor. Particularmente para el experimento del conjunto de datos de características automáticas, que cuenta con las 592 características, finalmente para las etiquetas de tipos de pulsos (CF-FM, QCF, FM) se obtienen 10 características discriminantes comparadas con las 26 identificadas para las etiquetas de fases de forrajeo (Búsqueda, enfoque, terminal).

Finalmente, como resultado a destacar se logró identificar que para los tipos de pulsos (CF-FM, QCF, FM) el conjunto de datos compuesto por las características manuales junto con las meta-características, la característica más discriminante corresponde a la meta-característica $Mels_{au}^9 max(m)$ que corresponde al número de cuadro con el valor máximo del potencia para la frecuencia de Mels 9. En cuanto a las etiquetas de fases de forrajeo la característica más discriminante corresponde al *intervalo*, característica manual que mide el tiempo en milisegundo entre cada uno de los llamados de ecolocalización. Esta característica se mide a partir del audio completo y por tanto para el presente trabajo se realizó procesamiento a partir de los fragmentos de cada llamado de ecolocalización, por tanto no hay características automática que permita representar el intervalo, por esto el

modelo de RF para las fases no presenta el mismo desempeño que el de los pulsos.

Tabla 4-8. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para los experimentos de cada conjunto de datos.

Categorías	Conjunt o de datos	Característica s		Reducció n de dimensión	Dim.	Precisió n	Recal l	F1- score	Accurac y	Macr o avg	Weighted avg
		Man.	Meta								
Pulsos	pm_8	X		Ninguno	8	0,993	0,993	0,99	0,99	0,99	0,99
	pa_592		X	Ninguno	592	0,94	0,943	0,943	0,95	0,94	0,95
	pt_600	X	X	Ninguno	600	0,98	0,98	0,976	0,98	0,98	0,97
Fases	fm_8	X		Ninguno	8	0,883	0,876	0,876	0,93	0,88	0,93
	fa_592		X	Ninguno	592	0,826	0,826	0,82	0,89	0,823	0,89
	ft_600	X	X	Ninguno	600	0,88	0,89	0,866	0,92	0,87	0,92

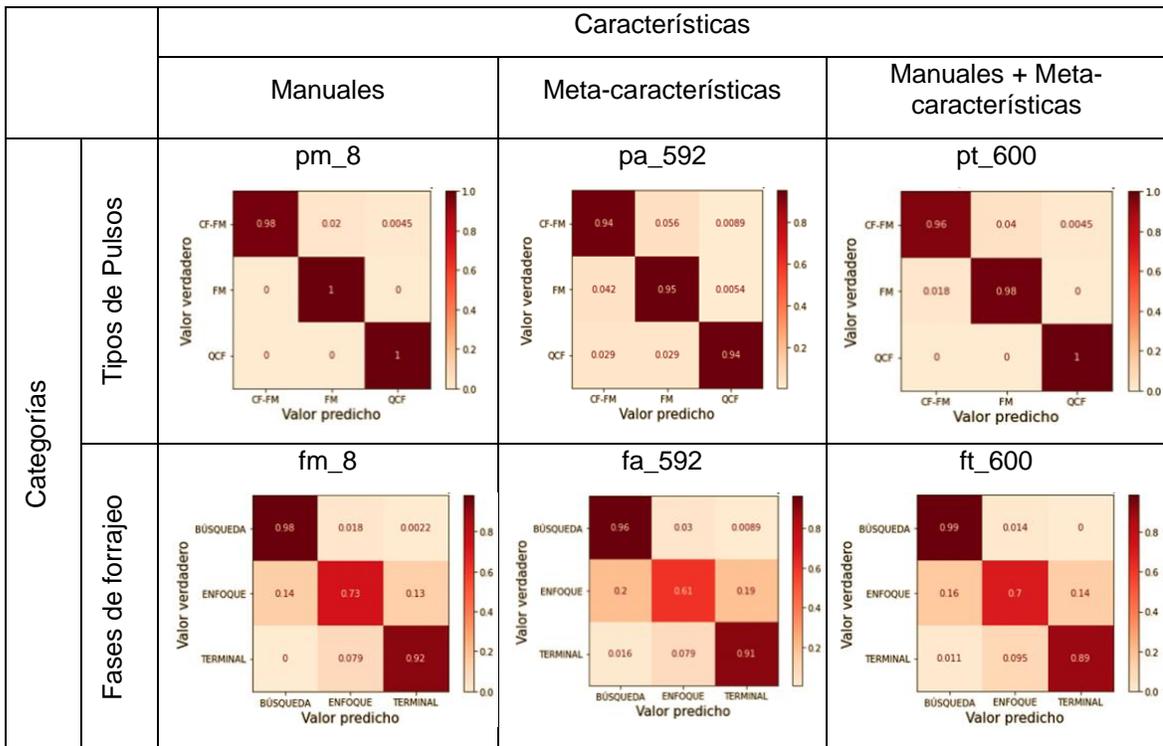


Figura 4-10. Matrices de confusión resultado del mejor modelo del algoritmo de clasificación RF aplicado en los datos de prueba para cada uno de los experimentos de acuerdo con los conjuntos de datos.

52 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

		Categorías	
		Tipos de Pulsos	Fases de forrajeo
Características	Manuales	<p>pm_8</p> <p>Archo de banda (kHz)</p> <p>Duración (ms)</p> <p>Frecuencia máxima (kHz)</p> <p>Frecuencia mínima (kHz)</p> <p>Frecuencia inicial (kHz)</p> <p>Frecuencia final (kHz)</p> <p>Frecuencia pico (kHz)</p>	<p>fm_8</p> <p>Frecuencia final (kHz)</p> <p>Duración (ms)</p> <p>Frecuencia máxima (kHz)</p> <p>Intervalo (ms)</p> <p>Frecuencia inicial (kHz)</p> <p>Ancho de banda (kHz)</p> <p>Frecuencia mínima (kHz)</p> <p>Frecuencia pico (kHz)</p>
	Meta-características	<p>pa_592</p> <p>Mels_all^7 Max (m)</p> <p>Spectral RollOff 0.5</p> <p>Mels_all^10 median(m)</p> <p>Mels_all^8 avg(m)</p> <p>Mels_all^9 max(m)</p> <p>zero_crossing_rate</p> <p>Mels_all^9 Max (m)</p> <p>Chroma_stft_all^8 Max (m)</p> <p>Mels_all^9 ord_10 (avg(m))</p> <p>Chroma_stft_all^8 Max (m)</p> <p>Mels_all^9 ord_10 (avg(m))</p>	<p>fa_592</p> <p>Mels_all^6 avg (m)</p> <p>MFCC_m^all ord_2 (avg(q))</p> <p>MFCC_m^all ord_16 (avg(q))</p> <p>MFCC_all^1 median(m)</p> <p>Mels_5^all max(q)</p> <p>Mels_all^7 max (m)</p> <p>Duracion_(ms)</p> <p>ΔMFCC_all^8 avg(m)</p> <p>MFCC_m^all ord_1 (avg(q))</p> <p>ΔMFCC_m^all ord_1 (avg(q))</p> <p>ΔMFCC_m^all ord_1 (avg(q))</p> <p>MFCC_m^all ord_4 (avg(q))</p> <p>ΔMFCC_all^8 median(m)</p> <p>ΔMFCC_m^all ord_1 (avg(q))</p> <p>ΔMFCC_all^8 avg(m)</p> <p>Chroma_stft_all^4 avg(m)</p> <p>ΔMFCC_all^8 median(m)</p> <p>ΔMFCC_m^all ord_1 (avg(q))</p> <p>Ancho de banda (kHz)</p> <p>Intervalo (ms)</p> <p>Duración (ms)</p> <p>Mels_all^8 median (m)</p>
	Manuales+Meta-características	<p>pt_600</p> <p>Frecuencia Pico (kHz)</p> <p>Frecuencia Inicial (kHz)</p> <p>Mels_all^9 max(m)</p> <p>Frecuencia final (kHz)</p> <p>Frecuencia Mínima (kHz)</p> <p>Frecuencia Máxima (kHz)</p>	<p>ft_600</p> <p>Chroma_stft_all^4 avg(m)</p> <p>ΔMFCC_all^8 avg(m)</p> <p>ΔMFCC_all^8 median(m)</p> <p>ΔMFCC_m^all ord_1 (avg(q))</p> <p>Ancho de banda (kHz)</p> <p>Intervalo (ms)</p> <p>Duración (ms)</p> <p>Mels_all^8 median (m)</p>

Figura 4-11. Características más discriminantes identificadas entre los respectivos grupos de categorías (tipos de pulso o fases de forrajeo) para cada experimento de acuerdo con el conjunto de datos.

4.2.2. Reducción de dimensionalidad con Análisis de Componentes Principales (PCA)

En esta sección se detalla los resultados obtenidos al aplicar PCA a los diferentes subconjuntos de datos, permitiendo así comparar los resultados obtenidos de reducción de dimensionalidad entre un enfoque no supervisado (PCA) y uno supervisado (RF).

En la **Tabla 4-9** se consolida los resultados para los experimentos realizados con cada conjunto de datos luego de usar PCA, donde los mejores resultados con tres componentes principales para facilitar su visualización se obtienen para los subconjunto de datos de PCA_rf_pm_3 (98%), PCA_m_8 (97%), PCA_rf_pm_3 (97%) y PCA_rf_pt_6 (97%), para el conjunto de datos PCA_rf_fa_26 se obtiene una varianza explicada acumulada del 100%, debido a que se toman todos los componentes, esto es para poder comparar el comportamiento en la clusterización. Solo para los subconjuntos PCA_rf_pa_3 y PCA_rf_fa_3, que son de características automáticas (no manuales) de meta-características con reducción de dimensionalidad con RF tomando las 3 de mayor relevancia para las tareas de discriminación de categorías entre tipos de pulsos y fases de forrajeo respectivamente, se alcanza el valor de 87% y 83% de varianza explicada acumulada. Cuando se usan los conjuntos originales con las características completas meta-características o manuales y meta-características (PCA_a_592 o PCA_t_600), se obtienen los peores desempeños con solo tener 3 componentes principales para visualización con el 37% de varianza explicada acumulada. La descripción de cada subconjunto de datos está en la sección 3.5.1.

Tabla 4-9. Consolidado de los resultados de reducción de dimensionalidad con PCA para cada uno de los diferentes subconjuntos de datos con las características completas (manuales y/o meta-características) o con una selección de características de RF, cantidad de componentes seleccionados y su respectivo porcentaje de varianza explicada acumulada.

Experimento / subconjunto de datos	Características		Reducción de Dimensionalidad	# dimensiones de entrada	# componentes principales PCA de salida	% Porcentaje de varianza
	Manuales	Meta-características				
PCA_t_600	X	X	PCA	600	3	37
PCA_t_600	X	X	PCA	600	150	93
PCA_a_592		X	PCA	592	3	37
PCA_a_592		X	PCA	592	150	93
PCA_m_8	X		PCA	8	3	97
PCA_rf_pt_6	X	X	RF+PCA	6	3	97
PCA_rf_pt_3	X	X	RF+PCA	3	3	97

54 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

PCA_rf_pa_3		X	RF+PCA	3	3	87
PCA_rf_pm_3	X		RF+PCA	3	3	98
PCA_rf_ft_3	X	X	RF+PCA	3	3	94
PCA_rf_fa_26		X	RF+PCA	26	26	100
PCA_rf_fa_3		X	RF+PCA	3	3	83

En la **Figura 4-12** se detalla la distribución de los datos para el experimento del subconjunto de datos PCA_m_8 para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF), donde se logró una varianza explicada acumulada del 97,14% con tres (3) componentes. Se puede apreciar muy bien como forman grupos característicos naturalmente para cada categoría de tipo de pulso en esta representación visual de reducción de dimensionalidad con PCA a tres dimensiones. Lo cual indica la buena calidad de la representación partiendo de las ocho características manuales.

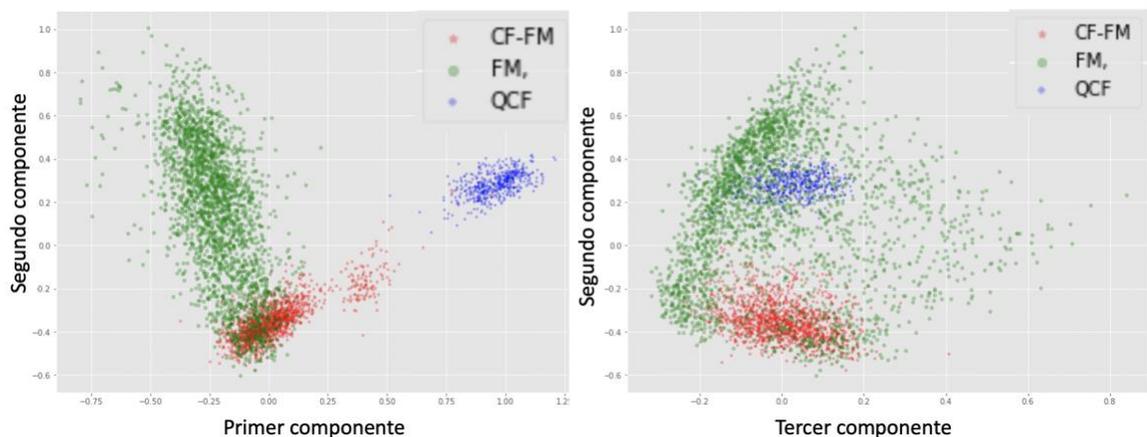


Figura 4-12. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento subconjunto de datos PCA_m_8 visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulso: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul).

En la **Figura 4-13** se detalla la misma distribución de los datos para el experimento del subconjunto de datos PCA_m_8 para las etiquetas de fases de forrajeo (búsqueda, aproximación, terminal). Se puede apreciar como esta representación, aunque tiene grupos característicos para las categorías de fase de búsqueda, se evidencia una mayor mezcla en algunas componentes entre las tres clases en esta representación visual de reducción de dimensionalidad con PCA a tres dimensiones. Esto indica que esta misma representación del conjunto de datos PCA_m_8, no es tan buena para diferenciar entre fases de forrajeo como entre tipos de pulsos partiendo de las ocho características manuales.

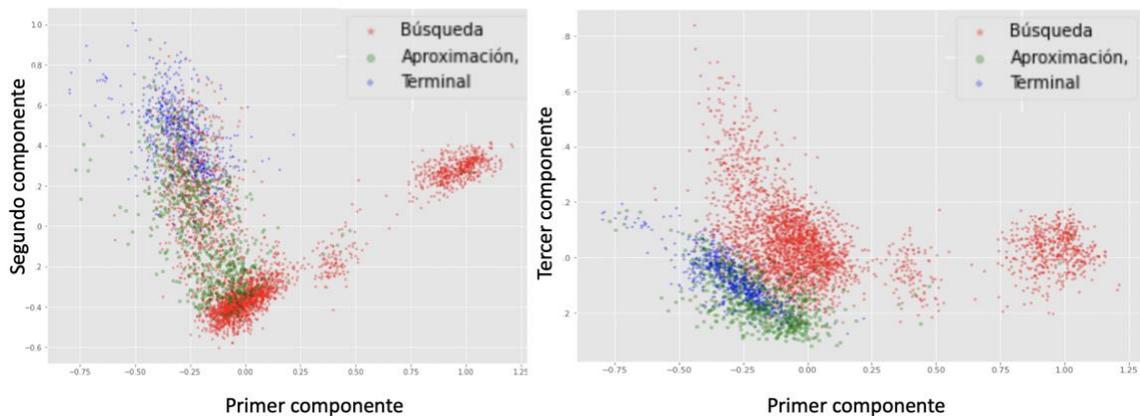


Figura 4-13. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento del subconjunto de datos PCA_m_8 visualizando cada dato según la categoría de fase de forrajeo: Búsqueda (rojo), Aproximación (verde) y Terminal (azul).

En la **Figura 4-14** se detalla la distribución de los datos para el experimento del subconjunto de datos PCA_rf_pm_3 para las etiquetas de tipo de pulso (CF-FM, FM, QCF), donde se logró una varianza explicada acumulada del 97,54% con tres (3) componentes. Se puede apreciar muy bien como forman grupos característicos naturalmente para cada categoría de tipo de pulso en esta representación visual de reducción de dimensionalidad con PCA a tres dimensiones. Lo cual indica la buena calidad de la representación partiendo de las siete características manuales identificadas mediante RF como las más discriminantes.

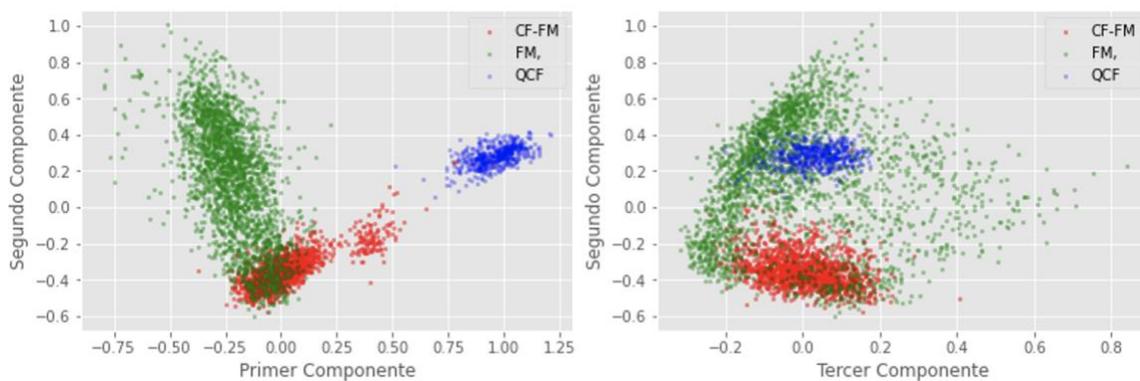


Figura 4-14. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento subconjunto de datos PCA_rf_pm_3 visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulso: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul).

En la **Figura 4-15** se detalla la distribución de los datos para el experimento PCA_rf_pt_6 para la etiqueta de pulso (CF-FM, FM, QCF), donde se logró una varianza explicada acumulada del 97,32% con tres (3) componentes.

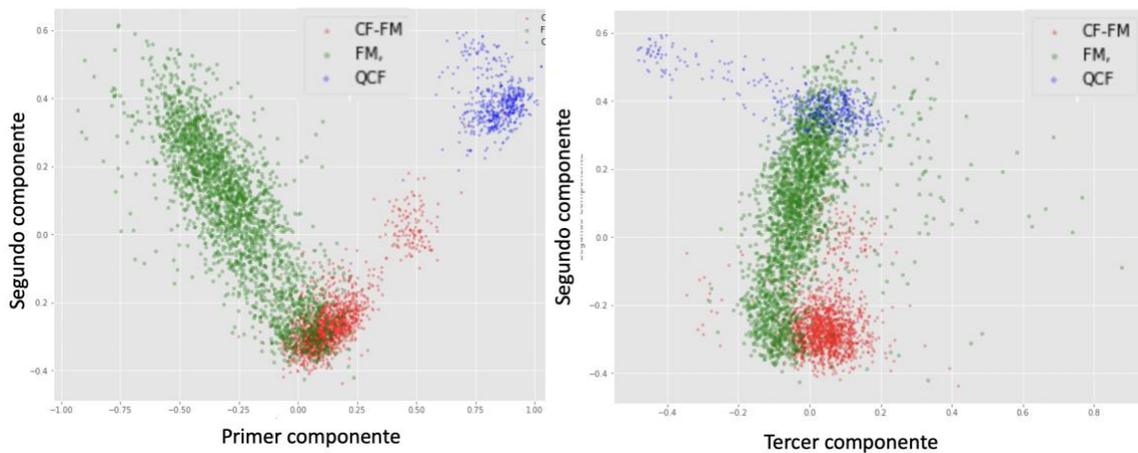


Figura 4-15. Resultados de los tres primeros componentes para la etiqueta pulso (CF-FM, FM, QCF), para el experimento PCA_rf_pt_6. visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulso: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul)

En la **Figura 4-16** se detalla la distribución de los datos para el experimento PCA_rf_pt_3 para la etiqueta de pulso (CF-FM, FM, QCF), donde se logró una varianza explicada acumulada del 97,31% con tres (3) componentes.

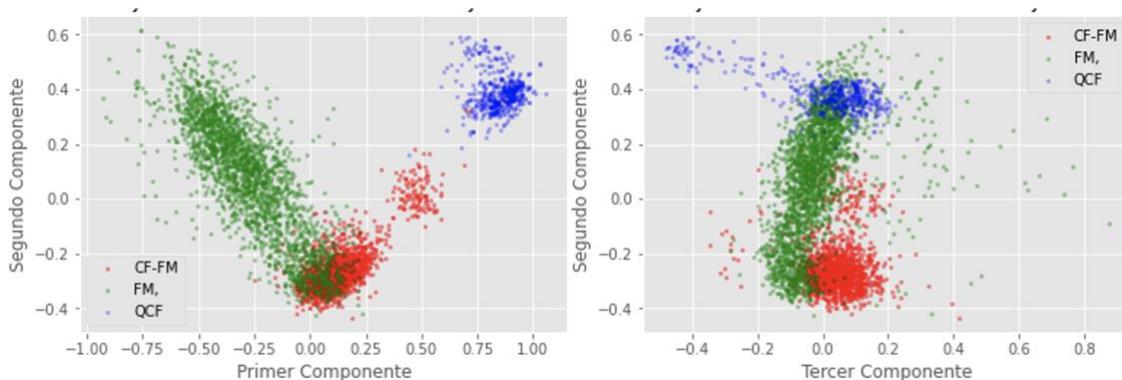


Figura 4-16. Resultados de los tres primeros componentes para la etiqueta pulsos (CF-FM, FM, QCF), para el experimento PCA_rf_pt_3. visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulso: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul)

En la **Figura 4-17** se detalla la distribución de los datos para el experimento del subconjunto de datos PCA_rf_pa_3 para las etiquetas de tipo de pulso (CF-FM, FM, QCF),

donde se logró una varianza explicada acumulada del 87,33% con tres (3) componentes. Se puede apreciar como forman grupos característicos naturalmente para la categoría de pulso FM y CF-FM en esta representación visual de reducción de dimensionalidad con PCA y RF para características automáticas a tres componentes.

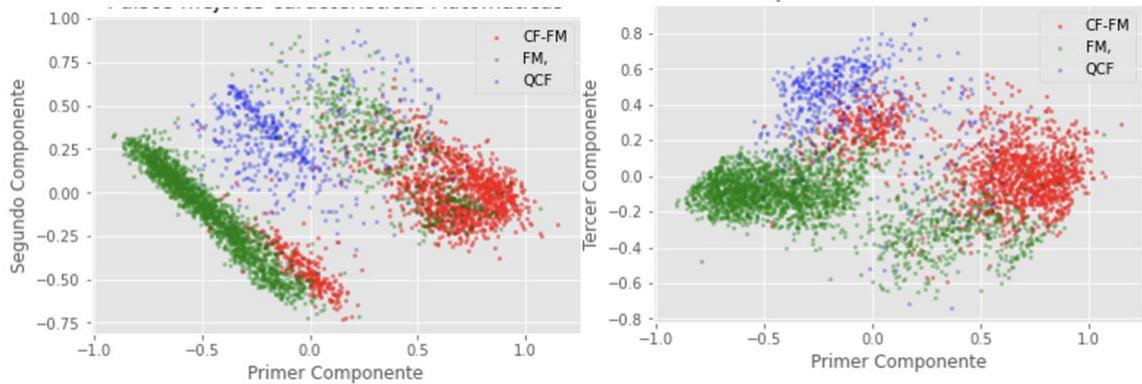


Figura 4-17. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento subconjunto de datos PCA_rf_pa_3 visualizando cada dato según la categoría de tipo de pulso: CF-FM (rojo), FM (verde) y QCF (azul).

En la **Figura 4-19** se detalla la distribución de los datos para el experimento del subconjunto de datos PCA_rf_fa_3 para las etiquetas de fases de forrajeo (búsqueda, aproximación, terminal), donde se logró una varianza explicada acumulada del 82,56% con tres (3) componentes. Se puede apreciar como forman grupos característicos naturalmente para la categoría de fase terminal y búsqueda en esta representación visual de reducción de dimensionalidad con PCA y RF para características automáticas a tres componentes para la etiqueta fase.

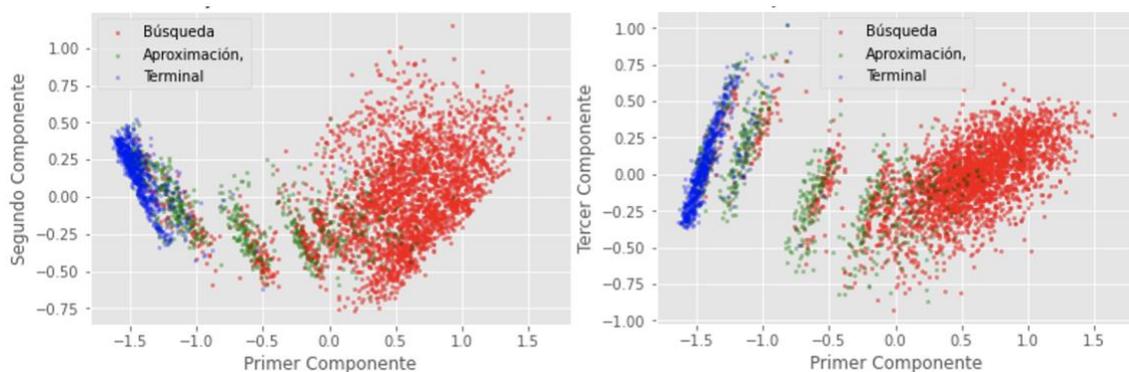


Figura 4-18. Resultados de los tres primeros componentes principales para el experimento subconjunto de datos PCA_rf_fa_3 visualizando cada dato según la categoría de fase de forrajeo: Búsqueda (rojo), Aproximación (verde) y Terminal (azul).

Nota: Los resultados anteriores fueron representaciones de 3 dimensiones usando las 3 componentes principales usando PCA para conjuntos de datos originales manuales o de selección de características con RF a partir de características manuales solas o con meta-características. También se detalla la visualización de los mejores resultados 87% para la etiqueta de pulsos y 83% para la etiqueta de fases, partiendo de características automáticas solamente, es decir de las meta-características.

4.3. Agrupamiento automático de señales

En esta sección se detalla los resultados obtenidos en la implementación de los algoritmos para agrupamiento automático de las señales, tomando como subconjunto de datos para las diferentes validaciones los definidos en la sección 3.5.1. Aquí se presenta los resultados de evaluación de agrupamiento con la medida V-measure y el coeficiente silueta para diferente número de clústeres (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 y 20) de acuerdo con las etiquetas de clase de las categorías para los tipos de pulso (CF-FM, FM y QCF) y para los tipos de fase de forrajeo (búsqueda, enfoque y terminal) por experimento de cada conjunto de datos.

En las **Tabla 4-10**, **Tabla 4-11**, **Tabla 4-12** y **Tabla 4-13** se presentan los resultados de los algoritmos de agrupamiento K-means y Spectral Clustering en términos de las medidas de desempeño V-measure y Coeficiente Silueta para cada experimento de subconjunto de datos de las características originales (manuales y/o meta-características) con reducción de dimensionalidad usando RF y/o PCA explorando el número de clústeres.

En la **Tabla 4-10**, se puede observar que para la cantidad de tres (3) clústeres, los subconjuntos de datos que presentan mejores resultados, tomando como referencia la medida de desempeño V-measure, corresponden a los que se construyeron a partir de la reducción de dimensionalidad adelantada mediante el algoritmo de Random Forest, y con la combinación de reducción de dimensionalidad mediante PCA (PCA_rf_pm_7), para la etiqueta de tipos de pulsos. En cuanto a la etiqueta de fases de forrajeo se puede observar que para la cantidad de clúster igual a tres (3), los subconjuntos de datos que presentan mejores resultados corresponden a los que se construyeron a partir de la reducción de dimensionalidad adelantada mediante el algoritmo de Random forest, y con la combinación de reducción de dimensionalidad mediante PCA. Sin embargo, el mejor resultado corresponde a la reducción de dimensionalidad mediante Random forest al conjunto de características calculado de manera automática (rf_fa_26). Para los datos manuales el resultado se encuentra entre los últimos, ver rf_fm_8 y fm_8.

Tabla 4-10. Desempeño del agrupamiento con K-means en términos de la medida V-measure para las etiquetas de fases de forrajeo y tipos de pulsos.

	Conjunto de datos	Características		Reducción de dim.	Dim	Número de clústeres									
		Man.	Meta.			2	3	4	5	6	7	8	9	10	20
Fases	fa_592		x	Ninguno	592	0,52	0,42	0,36	0,48	0,44	0,43	0,41	0,40	0,38	0,30
	fm_8	x		Ninguno	8	0,00	0,25	0,24	0,23	0,27	0,35	0,33	0,32	0,33	0,30
	ft_600	x	x	Ninguno	600	0,52	0,42	0,36	0,48	0,46	0,43	0,41	0,40	0,38	0,30
	PCA_fa_150		x	PCA	150	0,52	0,41	0,37	0,40	0,41	0,36	0,37	0,41	0,36	0,31
	PCA_fa_3			PCA	3	0,52	0,40	0,35	0,47	0,43	0,41	0,39	0,38	0,37	0,30
	PCA_fm_3	x		PCA	3	0,13	0,25	0,31	0,40	0,33	0,35	0,33	0,36	0,35	0,34
	PCA_fm_8	x		PCA	8	0,00	0,25	0,31	0,41	0,39	0,35	0,33	0,31	0,34	0,30
	PCA_ft_150	x	x	PCA	150	0,52	0,41	0,51	0,42	0,43	0,38	0,41	0,32	0,36	0,31
	PCA_ft_3	x	x	PCA	3	0,52	0,40	0,36	0,47	0,44	0,41	0,39	0,39	0,38	0,30
	PCA_rf_fa_26		x	RF+PCA	26	0,61	0,55	0,52	0,48	0,50	0,46	0,42	0,40	0,37	0,32
	PCA_rf_fa_3		x	RF+PCA	3	0,61	0,53	0,49	0,45	0,41	0,39	0,37	0,35	0,34	0,27
	PCA_rf_fm_3	x		RF	3	0,13	0,25	0,31	0,41	0,33	0,35	0,33	0,34	0,35	0,31
	PCA_rf_fm_8	x		RF+PCA	8	0,00	0,25	0,31	0,41	0,39	0,35	0,33	0,30	0,33	0,28
	PCA_rf_ft_3	x	x	RF+PCA	3	0,59	0,43	0,39	0,33	0,34	0,35	0,35	0,33	0,32	0,27
	PCA_rf_ft_8	x	x	RF+PCA	8	0,59	0,44	0,43	0,42	0,35	0,34	0,33	0,33	0,32	0,29
	rf_fa_26		x	RF	26	0,61	0,60	0,53	0,46	0,45	0,44	0,42	0,40	0,37	0,30
	rf_fm_8	x		RF	8	0,00	0,25	0,24	0,23	0,27	0,35	0,33	0,32	0,35	0,29
rf_ft_8	x	x	RF	8	0,58	0,44	0,46	0,40	0,40	0,37	0,36	0,35	0,34	0,30	
Pulsos	pa_592		x	Ninguno	592	0,46	0,47	0,39	0,33	0,33	0,31	0,28	0,26	0,29	0,31
	PCA_pa_3		x	PCA	3	0,46	0,44	0,41	0,34	0,36	0,36	0,38	0,37	0,37	0,34
	PCA_pm_3	x		PCA	3	0,55	0,94	0,88	0,80	0,69	0,68	0,66	0,66	0,65	0,53
	PCA_pm_8	x		PCA	8	0,55	0,93	0,72	0,76	0,72	0,71	0,70	0,66	0,65	0,62
	PCA_pt_150	x	x	PCA	150	0,45	0,43	0,37	0,35	0,33	0,29	0,29	0,29	0,29	0,24
	PCA_pt_3	x		PCA	3	0,46	0,47	0,42	0,36	0,42	0,41	0,42	0,43	0,42	0,38
	PCA_rf_pa_10		x	RF+PCA	10	0,21	0,56	0,54	0,55	0,63	0,63	0,59	0,60	0,63	0,51
	PCA_rf_pa_3		x	RF+PCA	3	0,22	0,31	0,56	0,57	0,62	0,63	0,60	0,58	0,57	0,47
	PCA_rf_pm_3	x		RF+PCA	3	0,55	0,94	0,88	0,79	0,69	0,68	0,69	0,67	0,64	0,52
	PCA_rf_pm_7	x		RF+PCA	7	0,59	0,94	0,88	0,74	0,73	0,72	0,70	0,68	0,65	0,60
	PCA_rf_pt_3	x	x	RF+PCA	3	0,49	0,91	0,84	0,84	0,82	0,81	0,82	0,81	0,73	0,58
	PCA_rf_pt_6	x	x	RF+PCA	6	0,49	0,91	0,78	0,86	1,00	0,98	0,91	0,86	0,82	0,66
	pm_8	x		Ninguno	8	0,72	0,94	0,87	0,84	0,80	0,72	0,70	0,66	0,65	0,55
	pt_600	x	x	Ninguno	600	0,46	0,48	0,40	0,33	0,32	0,32	0,29	0,29	0,29	0,34
	rf_pa_10		x	RF	10	0,22	0,29	0,55	0,55	0,61	0,64	0,62	0,63	0,62	0,52
	rf_pm_7	x		RF	7	0,72	0,94	0,87	0,84	0,80	0,73	0,69	0,66	0,65	0,53
	rf_pt_6	x	x	RF	6	0,63	0,89	0,82	0,85	0,88	0,86	0,80	0,76	0,76	0,59

En la **Tabla 4-11** se puede observar que para la etiqueta fases y para la cantidad de clústeres de tres (3), los subconjuntos de datos que presentan mejores resultados, corresponden a los datos manuales (fm_8 y rf_fm_8); Mientras que para la etiqueta pulso y para la cantidad de clústeres es tres (3), los subconjuntos de datos que presentan mejores resultados, corresponden a los datos totales (manuales + automáticos) a los cuales se les redujo la dimensionalidad mediante RF y luego PCA (PCA_rf_pt_3).

60 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

Tabla 4-11. Desempeño del agrupamiento con K-means en términos de la medida de Coeficiente Silueta para las etiquetas de fases de forrajeo y tipos de pulso.

	Conjunto de datos	Características		Reducción de dim.	Dim	Número de clústeres									
		Man.	Meta.			2	3	4	5	6	7	8	9	10	20
Fases	rf_fm_8	x		RF	8	0,94	0,91	0,73	0,75	0,79	0,65	0,60	0,54	0,56	0,41
	fm_8	x		Ninguno	8	0,94	0,91	0,73	0,75	0,79	0,65	0,60	0,54	0,55	0,42
	PCA_rf_fm_3	x		RF	3	0,70	0,89	0,86	0,74	0,69	0,68	0,65	0,65	0,60	0,46
	PCA_fm_3	x		PCA	3	0,70	0,89	0,86	0,75	0,69	0,68	0,65	0,64	0,60	0,46
	PCA_ft_3	x	x	PCA	3	0,74	0,79	0,76	0,73	0,69	0,65	0,66	0,70	0,67	0,58
	PCA_fa_3			PCA	3	0,72	0,78	0,75	0,73	0,67	0,69	0,66	0,63	0,64	0,59
	PCA_rf_fm_8	x		RF+PCA	8	0,82	0,75	0,71	0,60	0,63	0,57	0,53	0,51	0,47	0,35
	PCA_fm_8	x		PCA	8	0,82	0,75	0,71	0,60	0,63	0,57	0,53	0,47	0,50	0,35
	rf_ft_8	x	x	RF	8	0,69	0,71	0,61	0,49	0,49	0,46	0,47	0,45	0,44	0,38
	PCA_rf_ft_3	x	x	RF+PCA	3	0,60	0,71	0,64	0,52	0,54	0,53	0,53	0,51	0,51	0,42
	PCA_rf_fa_3		x	RF+PCA	3	0,82	0,69	0,61	0,59	0,60	0,56	0,57	0,58	0,54	0,50
	PCA_rf_ft_8	x	x	RF+PCA	8	0,49	0,57	0,47	0,43	0,40	0,40	0,41	0,41	0,37	0,31
	rf_fa_26		x	RF	26	0,84	0,56	0,48	0,47	0,40	0,44	0,43	0,42	0,40	0,32
	ft_600	x	x	Ninguno	600	0,33	0,30	0,28	0,18	0,18	0,17	0,18	0,19	0,18	0,18
	PCA_rf_fa_26		x	RF+PCA	26	0,41	0,30	0,31	0,32	0,32	0,31	0,32	0,31	0,27	0,23
	fa_592		x	Ninguno	592	0,33	0,29	0,28	0,18	0,18	0,17	0,18	0,16	0,18	0,17
	PCA_fa_150		x	PCA	150	0,06	0,05	0,06	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,04
PCA_ft_150	x	x	PCA	150	0,06	0,05	0,00	0,02	0,01	0,02	0,00	0,01	0,02	0,04	
Pulsos	PCA_rf_pt_3	x	x	RF+PCA	3	0,81	1,00	0,85	0,84	0,72	0,72	0,63	0,64	0,58	0,47
	rf_pt_6	x	x	RF	6	0,96	0,95	0,78	0,81	0,63	0,63	0,55	0,50	0,50	0,39
	rf_pm_7	x		RF	7	0,94	0,91	0,74	0,76	0,80	0,65	0,60	0,55	0,56	0,42
	pm_8	x		Ninguno	8	0,94	0,91	0,73	0,75	0,79	0,65	0,60	0,54	0,56	0,43
	PCA_rf_pt_6	x	x	RF+PCA	6	0,74	0,90	0,74	0,77	0,61	0,60	0,55	0,50	0,47	0,35
	PCA_rf_pm_3	x		RF+PCA	3	0,70	0,89	0,86	0,75	0,69	0,68	0,65	0,64	0,60	0,45
	PCA_pm_3	x		PCA	3	0,70	0,89	0,86	0,75	0,69	0,67	0,66	0,59	0,60	0,46
	PCA_pt_3	x		PCA	3	0,74	0,79	0,76	0,73	0,68	0,65	0,66	0,69	0,67	0,57
	PCA_pa_3		x	PCA	3	0,72	0,78	0,75	0,73	0,67	0,69	0,66	0,63	0,65	0,59
	PCA_rf_pa_3		x	RF+PCA	3	0,77	0,70	0,78	0,79	0,76	0,67	0,62	0,62	0,60	0,50
	PCA_pm_8	x		PCA	8	0,54	0,68	0,57	0,57	0,51	0,54	0,50	0,48	0,44	0,34
	PCA_rf_pm_7	x		RF+PCA	7	0,52	0,68	0,64	0,52	0,48	0,50	0,49	0,46	0,44	0,34
	PCA_rf_pa_10		x	RF+PCA	10	0,58	0,63	0,55	0,52	0,52	0,53	0,46	0,39	0,40	0,34
	rf_pa_10		x	RF	10	0,74	0,61	0,68	0,66	0,63	0,54	0,47	0,46	0,46	0,41
	pt_600	x	x	Ninguno	600	0,33	0,30	0,28	0,18	0,18	0,17	0,19	0,19	0,19	0,17
	pa_592		x	Ninguno	592	0,33	0,29	0,28	0,18	0,20	0,17	0,16	0,17	0,17	0,17
	PCA_pt_150	x	x	PCA	150	0,06	0,05	0,04	0,03	0,01	0,02	0,02	0,02	0,01	0,04

En la **Tabla 4-12** se puede observar que para la etiqueta pulso y para la cantidad de clústeres de tres (3), los subconjuntos de datos que presentan mejores resultados corresponden a los que se construyeron a partir de la reducción de dimensionalidad adelantada mediante el algoritmo de Random forest, y con la combinación de reducción de dimensionalidad mediante PCA. Sin embargo, el mejor resultado corresponde a la

reducción de dimensionalidad mediante PCA al conjunto de características manual (PCA_pm_8). En cuanto a la etiqueta fase se puede observar que los subconjuntos de datos que presentan mejores resultados corresponden a los que se construyeron a partir de la reducción de dimensionalidad adelantada mediante el algoritmo de Random forest, y con la combinación de reducción de dimensionalidad mediante PCA. Sin embargo, el mejor resultado corresponde a la reducción de dimensionalidad mediante Random forest al conjunto de características calculado de manera automática (rf_fa_26).

Tabla 4-12. Desempeño del agrupamiento con Spectral Clustering en términos de la medida V-measure para las etiquetas de fases de forrajeo y tipos de pulsos.

	Conjunto de datos	Características		Reducción de dim.	Dim	Número de clústeres									
		Man.	Meta.			2	3	4	5	6	7	8	9	10	20
Fases	fa_592		x	Ninguno	592	0,53	0,44	0,47	0,46	0,43	0,41	0,39	0,39	0,37	0,30
	fm_8	x		Ninguno	8	0,05	0,24	0,23	0,24	0,31	0,28	0,27	0,30	0,30	0,28
	ft_600	x	x	Ninguno	600	0,53	0,43	0,43	0,47	0,43	0,41	0,39	0,39	0,38	0,30
	PCA_fa_150		x	PCA	150	0,07	0,07	0,06	0,12	0,19	0,16	0,16	0,15	0,21	0,24
	PCA_fa_3			PCA	3	0,55	0,56	0,46	0,47	0,42	0,40	0,39	0,38	0,37	0,29
	PCA_fm_3	x		PCA	3	0,05	0,24	0,28	0,36	0,34	0,29	0,32	0,32	0,31	0,30
	PCA_fm_8	x		PCA	8	0,07	0,21	0,20	0,26	0,35	0,31	0,30	0,39	0,37	0,31
	PCA_ft_150	x	x	PCA	150	0,07	0,07	0,12	0,12	0,18	0,22	0,21	0,21	0,20	0,25
	PCA_ft_3	x	x	PCA	3	0,55	0,57	0,46	0,44	0,42	0,40	0,39	0,38	0,38	0,29
	PCA_rf_fa_26		x	RF+PCA	26	0,57	0,55	0,55	0,50	0,48	0,42	0,39	0,38	0,37	0,32
	PCA_rf_fa_3		x	RF+PCA	3	0,57	0,52	0,51	0,51	0,43	0,41	0,38	0,38	0,38	0,29
	PCA_rf_fm_3	x		RF	3	0,05	0,24	0,27	0,37	0,34	0,29	0,33	0,32	0,30	0,29
	PCA_rf_fm_8	x		RF+PCA	8	0,07	0,21	0,20	0,26	0,33	0,31	0,31	0,39	0,35	0,30
	PCA_rf_ft_3	x	x	RF+PCA	3	0,05	0,43	0,33	0,33	0,31	0,33	0,32	0,31	0,30	0,27
	PCA_rf_ft_8	x	x	RF+PCA	8	0,05	0,41	0,39	0,38	0,31	0,34	0,32	0,28	0,30	0,29
	rf_fa_26		x	RF	26	0,02	0,58	0,55	0,41	0,39	0,40	0,37	0,39	0,36	0,32
	rf_fm_8	x		RF	8	0,05	0,24	0,22	0,24	0,32	0,28	0,27	0,31	0,29	0,30
rf_ft_8	x	x	RF	8	0,50	0,42	0,38	0,36	0,35	0,33	0,33	0,33	0,33	0,29	
Pulsos	pa_592		x	Ninguno	592	0,36	0,31	0,30	0,29	0,28	0,27	0,28	0,28	0,27	0,29
	PCA_pa_3		x	PCA	3	0,20	0,35	0,32	0,31	0,32	0,31	0,30	0,30	0,31	0,31
	PCA_pm_3	x		PCA	3	0,64	0,84	0,60	0,69	0,66	0,59	0,62	0,60	0,59	0,47
	PCA_pm_8	x		PCA	8	0,62	0,96	1,00	0,87	0,90	0,85	0,84	0,81	0,75	0,60
	PCA_pt_150	x	x	PCA	150	0,00	0,01	0,02	0,04	0,12	0,15	0,14	0,16	0,19	0,21
	PCA_pt_3	x		PCA	3	0,20	0,37	0,35	0,33	0,32	0,30	0,34	0,33	0,32	0,32
	PCA_rf_pa_10		x	RF+PCA	10	0,21	0,26	0,45	0,44	0,51	0,51	0,48	0,45	0,46	0,42
	PCA_rf_pa_3		x	RF+PCA	3	0,21	0,28	0,50	0,50	0,51	0,55	0,50	0,47	0,45	0,40
	PCA_rf_pm_3	x		RF+PCA	3	0,64	0,86	0,60	0,67	0,66	0,60	0,62	0,59	0,58	0,47
	PCA_rf_pm_7	x		RF+PCA	7	0,55	0,94	0,99	0,99	0,89	0,86	0,79	0,78	0,75	0,60
	PCA_rf_pt_3	x	x	RF+PCA	3	0,64	0,83	0,80	0,77	0,74	0,69	0,65	0,66	0,64	0,51
	PCA_rf_pt_6	x	x	RF+PCA	6	0,62	0,90	0,87	0,98	0,97	0,88	0,83	0,79	0,73	0,59
	pm_8	x		Ninguno	8	0,64	0,84	0,81	0,76	0,71	0,59	0,57	0,56	0,54	0,47
	pt_600	x	x	Ninguno	600	0,36	0,33	0,32	0,34	0,29	0,30	0,29	0,28	0,27	0,30
	rf_pa_10		x	RF	10	0,22	0,28	0,46	0,49	0,51	0,48	0,48	0,47	0,43	0,42
	rf_pm_7	x		RF	7	0,64	0,84	0,82	0,74	0,71	0,60	0,58	0,57	0,56	0,46
	rf_pt_6	x	x	RF	6	0,64	0,86	0,83	0,79	0,77	0,72	0,68	0,67	0,67	0,53

62 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

En la **Tabla 4-13** se puede observar que para la etiqueta pulso y la cantidad de clústeres de tres (3), los subconjuntos de datos que presentan mejores resultados corresponden a los datos totales a los cuales se les ha realizado un proceso de reducción de dimensionalidad mediante Random Forest y luego los datos restantes se aplicó PCA y se trabajó con los tres primeros componentes (PCA_rf_pt_3).

Tabla 4-13. Desempeño del agrupamiento con Spectral Clustering en términos de la medida de Coeficiente Silueta para las etiquetas de fases de forrajeo y tipos de pulsos.

	Conjunto de datos	Características		Reducción de dim.	Dim	Número de clústeres									
		Man.	Meta.			2	3	4	5	6	7	8	9	10	20
Fases	fa_592		x	Ninguno	592	0,31	0,26	0,17	0,15	0,15	0,17	0,18	0,19	0,18	0,18
	fm_8	x		Ninguno	8	0,95	0,90	0,89	0,73	0,75	0,59	0,51	0,49	0,45	0,34
	ft_600	x	x	Ninguno	600	0,31	0,27	0,17	0,17	0,15	0,17	0,17	0,19	0,18	0,18
	PCA_fa_150		x	PCA	150	0,02	0,03	0,03	0,00	0,01	0,02	0,03	0,03	0,01	0,05
	PCA_fa_3			PCA	3	0,52	0,59	0,71	0,63	0,66	0,57	0,57	0,56	0,54	0,52
	PCA_fm_3	x		PCA	3	0,83	0,88	0,71	0,73	0,68	0,66	0,62	0,56	0,46	0,38
	PCA_fm_8	x		PCA	8	0,78	0,53	0,56	0,56	0,60	0,54	0,50	0,49	0,46	0,28
	PCA_ft_150	x	x	PCA	150	0,02	0,03	0,04	0,00	0,02	0,00	0,00	0,01	0,03	0,05
	PCA_ft_3	x	x	PCA	3	0,53	0,60	0,73	0,68	0,66	0,58	0,54	0,57	0,57	0,50
	PCA_rf_fa_26		x	RF+PCA	26	0,42	0,44	0,42	0,35	0,31	0,27	0,26	0,24	0,23	0,20
	PCA_rf_fa_3		x	RF+PCA	3	0,84	0,71	0,55	0,47	0,50	0,56	0,54	0,48	0,46	0,42
	PCA_rf_fm_3	x		RF	3	0,83	0,88	0,70	0,73	0,67	0,66	0,62	0,54	0,47	0,36
	PCA_rf_fm_8	x		RF+PCA	8	0,78	0,52	0,56	0,56	0,60	0,53	0,52	0,49	0,47	0,27
	PCA_rf_ft_3	x	x	RF+PCA	3	0,58	0,71	0,53	0,47	0,48	0,45	0,43	0,40	0,39	0,35
	PCA_rf_ft_8	x	x	RF+PCA	8	0,49	0,57	0,48	0,47	0,34	0,37	0,34	0,31	0,25	0,23
	rf_fa_26		x	RF	26	0,17	0,68	0,61	0,36	0,34	0,27	0,26	0,38	0,34	0,28
rf_fm_8	x		RF	8	0,95	0,90	0,88	0,71	0,76	0,58	0,49	0,50	0,45	0,33	
rf_ft_8	x	x	RF	8	0,69	0,72	0,53	0,41	0,40	0,39	0,40	0,38	0,32	0,26	
Pulsos	pa_592		x	Ninguno	592	0,31	0,26	0,16	0,15	0,15	0,15	0,17	0,19	0,18	0,18
	PCA_pa_3		x	PCA	3	0,52	0,59	0,72	0,63	0,65	0,56	0,57	0,59	0,54	0,52
	PCA_pm_3	x		PCA	3	0,83	0,88	0,71	0,73	0,68	0,67	0,62	0,55	0,48	0,36
	PCA_pm_8	x		PCA	8	0,70	0,61	0,58	0,59	0,52	0,47	0,45	0,43	0,44	0,31
	PCA_pt_150	x	x	PCA	150	0,02	0,03	0,04	0,00	0,02	0,01	0,01	0,02	0,02	0,05
	PCA_pt_3	x		PCA	3	0,53	0,60	0,72	0,68	0,66	0,57	0,54	0,58	0,58	0,49
	PCA_rf_pa_10		x	RF+PCA	10	0,59	0,44	0,52	0,51	0,49	0,45	0,45	0,41	0,40	0,26
	PCA_rf_pa_3		x	RF+PCA	3	0,77	0,64	0,69	0,69	0,71	0,69	0,65	0,55	0,53	0,41
	PCA_rf_pm_3	x		RF+PCA	3	0,83	0,87	0,70	0,71	0,67	0,67	0,63	0,56	0,49	0,36
	PCA_rf_pm_7	x		RF+PCA	7	0,69	0,58	0,60	0,50	0,51	0,47	0,44	0,41	0,42	0,31
	PCA_rf_pt_3	x	x	RF+PCA	3	0,91	1,00	0,69	0,58	0,54	0,47	0,52	0,48	0,41	0,25
	PCA_rf_pt_6	x	x	RF+PCA	6	0,85	0,87	0,90	0,70	0,68	0,59	0,53	0,47	0,45	0,28
	pm_8	x		Ninguno	8	0,95	0,90	0,89	0,71	0,74	0,59	0,50	0,49	0,44	0,36
	pt_600	x	x	Ninguno	600	0,31	0,27	0,17	0,17	0,15	0,17	0,17	0,19	0,18	0,18
	rf_pa_10		x	RF	10	0,75	0,58	0,66	0,63	0,59	0,54	0,52	0,48	0,37	0,30
	rf_pm_7	x		RF	7	0,95	0,91	0,88	0,76	0,75	0,60	0,52	0,51	0,46	0,37
rf_pt_6	x	x	RF	6	0,99	0,94	0,94	0,67	0,66	0,59	0,47	0,40	0,38	0,28	

Tomando como referencia la métrica del coeficiente silueta, el agrupamiento con mejores resultados corresponde al de tres (3) para la etiqueta de pulso, tanto para el algoritmo de K-means como el de Spectral Clustering, de manera general los mejores resultados se presentaron en el conjunto de datos de los experimentos a los cuales se les aplicó reducción de dimensionalidad mediante Random Forest seguido de reducción de dimensionalidad a las características discriminantes mediante PCA, en cuanto a las etiquetas, los mejores resultados se obtuvieron para los pulsos.

4.3.1. Caracterización de fases de forrajeo señales de ecolocalización usando K-means

En esta sección se detalla los resultados del agrupamiento con K-means para los diferentes subconjuntos de datos y cantidad de clústeres, para la etiqueta de tipos de fases (búsqueda, enfoque y terminal).

En la **Figura 4-19** se detalla el porcentaje de distribución de los datos de acuerdo con su pertenencia en las respectivas fases de forrajeo en los tres clústeres conformados por el algoritmo K-means para el subconjunto de datos rf_fa_26, donde se puede evidenciar que para la fase terminal los datos están distribuidos solo en el clúster 2, mientras que para la fase de búsqueda y enfoque los datos están distribuidos en los tres clústeres. Esto está asociado a que las fases de búsqueda y enfoque están conformadas por los tres tipos de pulsos (FM, CF-FM y QCF), mientras que la fase terminal solo tiene pulsos de tipo FM, tal como se puede apreciar en detalle de las señales distribuidas en los tres clústeres de acuerdo con su fase de forrajeo y tipo de pulso en la **Tabla 4-14**.

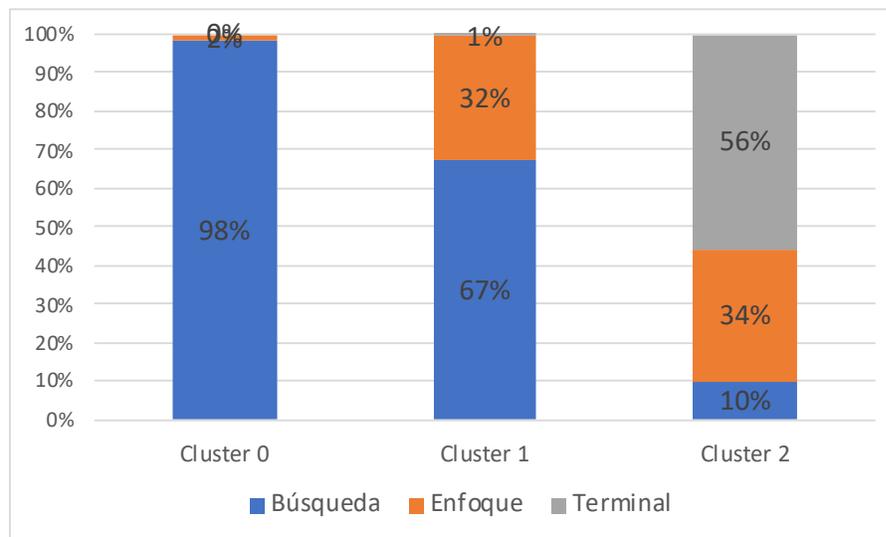


Figura 4-19. Porcentaje de distribución de las fases de forrajeo en los tres clústeres del algoritmo K-means del subconjunto de datos rf_fa_26.

Tabla 4-14. Distribución detallada de los tipos de pulso por fase de forrajeo en los tres clústeres resultado del algoritmo K-means con el subconjunto de datos rf_fa_26.

Fases	Pulsos	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Total
Búsqueda	CF-FM	380	38	0	418
	FM	174	139	34	347
	QCF	94	42	0	136
Enfoque	CF-FM	10	21	0	31
	FM	1	84	114	199
	QCF	1	0	0	1
Terminal	CF-FM	0	0	0	0
	FM	0	2	188	190
	QCF	0	0	0	0
Total		660	326	336	1322

En la **Figura 4-20** se detalla el porcentaje de distribución de los datos de acuerdo con su pertenencia en las respectivas fases de forrajeo en los tres clústeres conformados por el algoritmo K-means para el subconjunto de datos fm_8, donde se puede evidenciar que para la fase terminal los datos están distribuidos en el clúster 1, para la fase de búsqueda los datos están distribuidos en los tres clústeres. Sin embargo, el clúster 2 está conformado por los tipos de pulso QCF de esta fase de búsqueda, y en la fase de enfoque los datos están distribuidos mayoritariamente en dos clústeres (clúster 0 y 1), tal como se detalla en la **Tabla 4-15**.

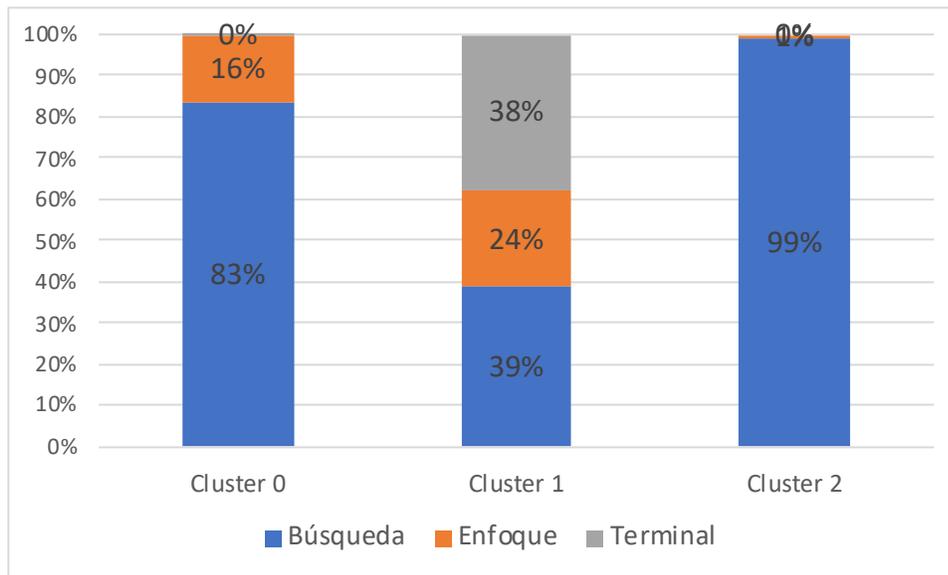


Figura 4-20. Porcentaje de distribución de las fases de forrajeo en los tres clústeres del algoritmo K-means del subconjunto de datos fm_8.

Tabla 4-15. Distribución detallada de los tipos de pulso por fase de forrajeo en los tres clústeres resultado del algoritmo K-means con el subconjunto de datos fm_8.

Fases	Pulsos	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Total
Búsqueda	CF-FM	416	0	2	418
	FM	153	194	0	347
	QCF	0	0	136	136
Enfoque	CF-FM	31	0	0	31
	FM	80	119	0	199
	QCF	0	0	1	1
Terminal	CF-FM	0	0	0	0
	FM	2	188		190
	QCF	0	0	0	0
Total		682	501	139	1322

4.3.2. Caracterización de fases de forrajeo de señales de ecolocalización usando Spectral Clustering

En esta sección se detalla los resultados del agrupamiento con Spectral Clustering y KNN para los diferentes subconjuntos de datos y cantidad de clústeres, para la etiqueta de tipos de fases (búsqueda, enfoque y terminal).

Para este proceso de agrupamiento con Spectral Clustering, se realizó la predicción de las etiquetas con un algoritmo KNN para los valores de K vecinos más cercanos de 2, 5 y 10 obteniendo resultados similares para los tres valores, por tanto, las gráficas de las medidas de desempeño presentadas a continuación corresponden al valor de vecinos K = 2, para el conjunto de datos de prueba.

En la **Figura 4-21** se detalla el porcentaje de la distribución de los datos de acuerdo con su pertenencia en las respectivas fases de forrajeo en los tres clústeres conformados por el algoritmo Spectral Clustering para el subconjunto de datos rf_fa_26, donde se puede evidenciar que para la fase terminal los datos en la mayoría están distribuidos en un solo clúster (clúster 0), mientras que para la fase de enfoque los datos están distribuidos en los tres clústeres, y la fase de búsqueda la mayoría de los datos están en un solo clúster (clúster 1), tal como se puede apreciar en detalle de las señales distribuidas en los tres clústeres de acuerdo con su fase de forrajeo y tipo de pulso en la **Tabla 4-16**. Este algoritmo de agrupamiento de Spectral Clustering hace una mayor diferenciación de los datos de la fase de búsqueda comparado con el algoritmo de K-means para el mismo conjunto de datos.

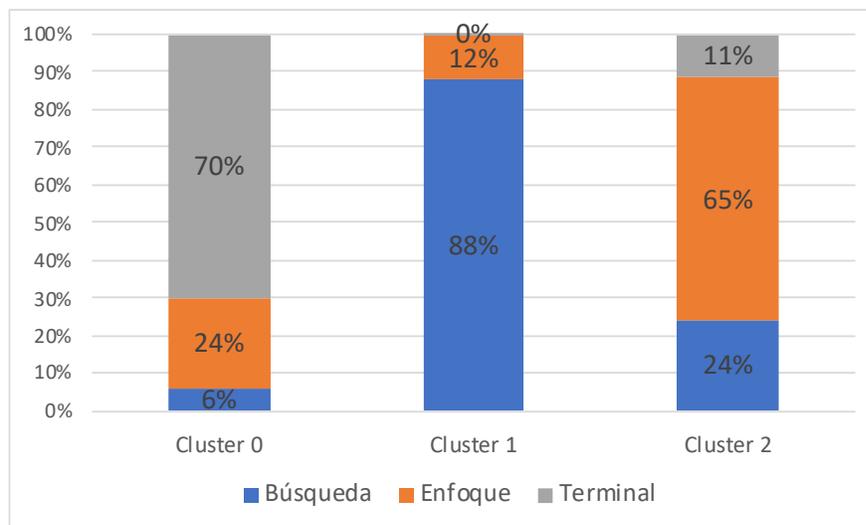


Figura 4-21. Porcentaje de distribución de las fases de forrajeo en los tres clústeres del algoritmo Spectral Clustering + KNN, con el subconjunto de datos rf_fa_26.

Tabla 4-16. Distribución detallada de los tipos de pulso por fase de forrajeo en los tres clústeres resultado del algoritmo Spectral Clustering + KNN con el subconjunto de datos rf_fa_26.

Fases	Pulsos	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Total
Búsqueda	CF-FM	0	418	0	418
	FM	15	313	19	347
	QCF	0	136	0	136
Enfoque	CF-FM	0	31	0	31
	FM	62	85	52	199
	QCF	0	1	0	1
Terminal	CF-FM	0	0	0	0
	FM	179	2	9	190
	QCF	0	0	0	0
Total		256	986	80	1322

En la **Figura 4-22** se detalla el porcentaje de distribución de los datos de acuerdo con su pertenencia en las respectivas fases de forrajeo en los tres clústeres conformados por el algoritmo Spectral Clustering + KNN para el subconjunto de datos fm_8, donde se puede evidenciar que para la fase terminal los datos están distribuidos en un solo clúster (clúster 1), sin embargo este clúster está conformado por datos de pulso tipo FM para las tres fases, el clúster 2 está conformado en su mayoría por datos de la fase de búsqueda para el tipo de pulsos QCF y finalmente el clúster 0 está conformado por datos de las fases de búsqueda y enfoque para los tipos de pulso CF-FM y los FM que no se agruparon en el clúster 1, tal como se puede apreciar en detalle de las señales distribuidas en los tres clústeres de acuerdo con su fase de forrajeo y tipo de pulso en la **Tabla 4-17**.

68 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

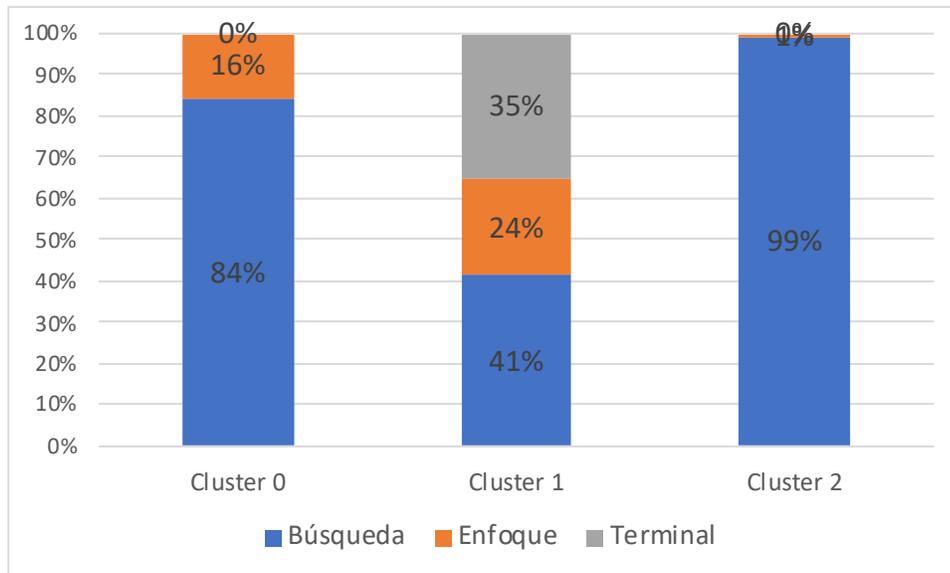


Figura 4-22. Porcentaje de distribución de las fases de forrajeo en los tres clústeres del algoritmo Spectral Clustering + KNN del subconjunto de datos fm_8.

Tabla 4-17. Distribución detallada de los tipos de pulso por fase de forrajeo en los tres clústeres algoritmo Spectral Clustering + KNN con el subconjunto de datos fm_8.

Fases	Pulsos	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Total
Búsqueda	CF-FM	416	0	2	418
	FM	123	224	0	347
	QCF	0	0	136	136
Enfoque	CF-FM	31	0	0	31
	FM	69	130	0	199
	QCF	0	0	1	1
Terminal	CF-FM	0	0	0	0
	FM	0	190	0	190
	QCF	0	0	0	0
Total		639	544	139	1322

4.3.3. Caracterización de tipos de pulso de ecolocalización usando K-means

En esta sección se detalla los resultados del agrupamiento con K-means para los diferentes subconjuntos de datos y cantidad de clústeres, para la etiqueta de tipos de pulsos (CF-FM, QCF, FM).

En la **Figura 4-23** se detalla el porcentaje de distribución de los datos de acuerdo con su pertenencia a los tipos de pulso en los tres clústeres conformados por el algoritmo K-means, para el subconjunto de datos PCA_rf_pm_7, donde se puede evidenciar que el clúster 0 está conformado por los tipos de pulso CF-FM y los pulsos FM de las fases de búsqueda y enfoque, esto se debe principalmente a que los pulsos FM de estas fases tienen características similares a la parte FM del tipo de pulso CF-FM. En cuanto al clúster 1 se evidencia que está conformado por pulsos de tipo FM y finalmente el clúster 2 está conformado por pulsos de tipo QCF, tal como se puede apreciar en detalle de las señales distribuidas en los tres clústeres de acuerdo con su tipo de pulso y fase de forrajeo en la **Tabla 4-18**.

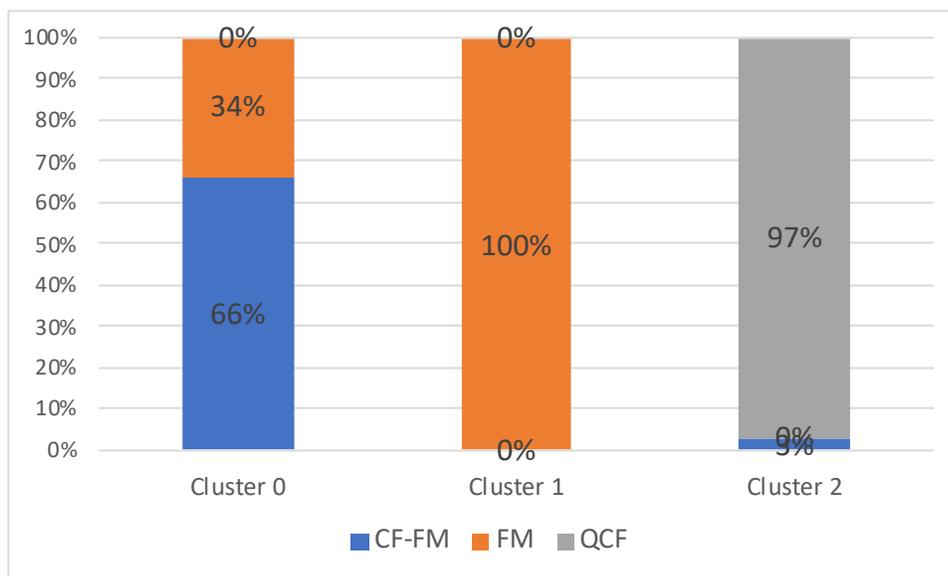


Figura 4-23. Porcentaje de distribución de los tipos de pulso en los tres clústeres del algoritmo K-means del subconjunto de datos PCA_rf_pm_7.

Tabla 4-18. Distribución detallada de las fases de forrajeo por tipo de pulso en los tres clústeres resultado del algoritmo K-means con el subconjunto de datos PCA_rf_pm_7.

Pulsos	Fases	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Total
CF-FM	Búsqueda	414	0	4	418
	Enfoque	31	0	0	31

70 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

	Terminal	0	0	0	0
FM	Búsqueda	142	205	0	347
	Enfoque	81	118	0	199
	Terminal	3	187	0	190
QCF	Búsqueda	0	0	136	136
	Enfoque	0	0	1	1
	Terminal	0	0	0	0
Total		671	510	141	1322

En la **Figura 4-24** se detalla el porcentaje de distribución de los datos de acuerdo con su pertenencia a los tipos de pulso en los tres clústeres conformados por el algoritmo K-means para el subconjunto de datos PCA_rf_pt_3, donde se puede evidenciar que el clúster 0 está conformado por los tipos de pulso CF-FM y los pulsos FM de las fases de búsqueda, enfoque y terminal. Esto se debe principalmente a que los pulsos FM de estas fases tienen características similares a la parte FM del tipo de pulso CF-FM. En cuanto al clúster 1 se evidencia que está conformado por pulsos de tipo QCF y finalmente el clúster 2 está conformado por pulsos de tipo FM, tal como se detalla en la **Tabla 4-19**.

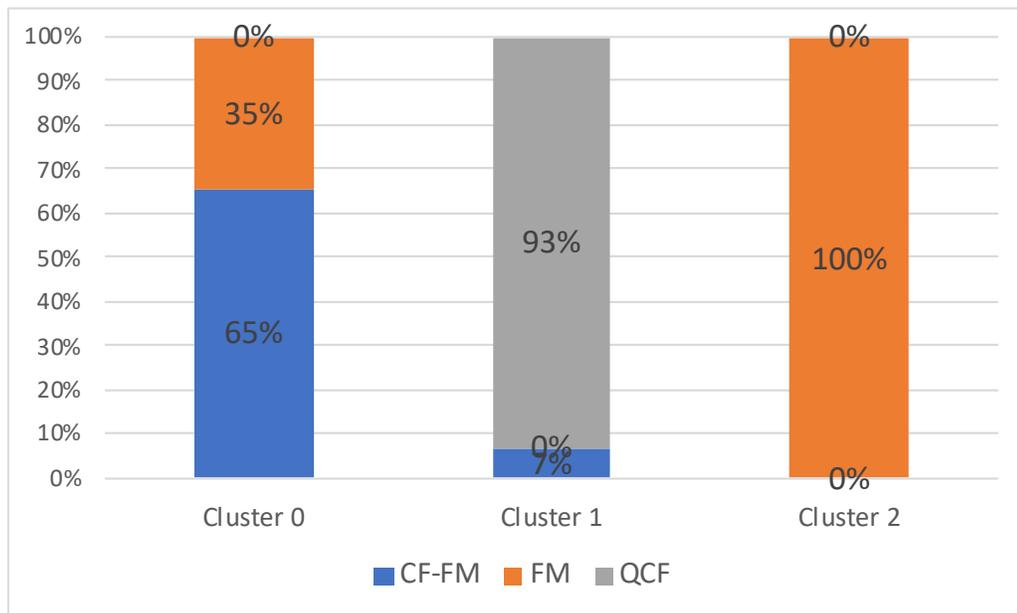


Figura 4-24. Porcentaje de distribución de los tipos de pulso en los tres clústeres del algoritmo K-means del subconjunto de datos fm_8.

Tabla 4-19. Distribución detallada de las fases de forrajeo por tipos de pulso en los tres clústeres resultado del algoritmo K-means con el subconjunto de datos PCA_rf_pm_7.

Pulsos	Fases	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Total
CF-FM	Búsqueda	408	10	0	418
	Enfoque	31	0	0	31
	Terminal	0	0	0	0
FM	Búsqueda	134	0	213	347
	Enfoque	94	0	105	199
	Terminal	4	0	186	190
QCF	Búsqueda	0	136	0	136
	Enfoque	0	1	0	1
	Terminal	0	0	0	0
Total		671	147	504	1322

4.3.4. Caracterización de tipos de pulso de ecolocalización usando Spectral Clustering

En esta sección se detalla los resultados del agrupamiento con Spectral Clustering y KNN para los diferentes subconjuntos de datos y cantidad de clústeres, para la etiqueta de tipos de pulsos (CF-FM, QCF, FM).

Para este proceso de agrupamiento con Spectral Clustering, se realizó la predicción de las etiquetas con un algoritmo KNN para los valores de K vecinos más cercanos de 2, 5 y 10 obteniendo resultados similares para los tres valores, por tanto, las gráficas de las medidas de desempeño presentadas a continuación corresponden al valor de vecinos K = 2, para el conjunto de los datos de prueba.

En la **Figura 4-25** se detalla el porcentaje de la distribución de los datos de acuerdo con su pertenencia a los tipos de pulso (FM, CF-FM y QCF) en los tres clústeres conformados por el algoritmo Spectral Clustering para el subconjunto de datos PCA_pm_8, donde se puede evidenciar que los clúster 1 y 2 en su mayoría están conformados por un solo tipo de pulso, mientras que el clúster 0 está conformado por pulsos de tipo CF-FM y FM. Como se puede evidenciar en la **Tabla 4-20**, aún persiste la dificultad en diferenciar los tipos de pulso FM de los tipos de pulso CF-FM, esto debido a su componente FM, sin embargo este algoritmo para este conjunto de datos logra agrupar en un solo clúster los pulso CF-FM y QCF.

72 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

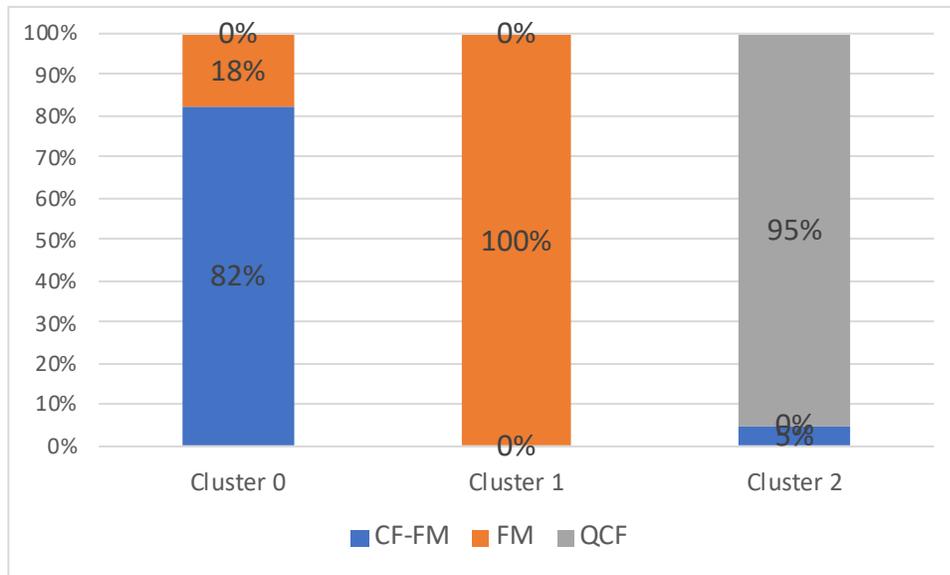


Figura 4-25. Porcentaje de distribución de los tipos de pulso en los tres clústeres del algoritmo Spectral Clustering + KNN, con el subconjunto de datos PCA_pm_8.

Tabla 4-20. Distribución detallada de las fases de forrajeo por tipos de pulsos en los clústeres resultado del algoritmo Spectral Clustering + KNN con el subconjunto de datos PCA_pm_8.

Pulsos	Fases	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Total
CF-FM	Búsqueda	411	0	7	418
	Enfoque	31	0	0	31
	Terminal	0	0	0	0
FM	Búsqueda	81	266	0	347
	Enfoque	13	186	0	199
	Terminal	0	190	0	190
QCF	Búsqueda	0	0	136	136
	Enfoque	0	0	1	1
	Terminal	0	0	0	0
Total		536	642	144	1322

Se puede observar que para la cantidad de tres (3) clústeres, los subconjuntos de datos que presentan mejores resultados, tomando como referencia la medida de desempeño coeficiente de silueta, corresponden a todas las características (manuales y meta-

características automáticas) a las cuales se les ha realizado un proceso de reducción de dimensionalidad mediante Random Forest, luego los datos restantes se aplicaron PCA y se trabajó como los tres primeros componentes (PCA_rf_pt_3).

En la **Figura 4-26** se detalla el porcentaje de distribución de los datos de acuerdo con su pertenencia a los tipos de pulsos en los tres clústeres conformados por el algoritmo Spectral Clustering para el subconjunto de datos PCA_rf_pt_3, donde se puede evidenciar que el clúster 0 está conformado por solo pulsos de tipo FM y el clúster 2 solo tiene dos pulsos de tipo CF-FM mientras que los demás (99%) son del tipo QCF, finalmente el clúster 1 está conformado por los tipos de pulso CF-FM y FM, tal como se detalla en la tabla la **Tabla 4-21**, continua la dificultad en la identificación de los pulsos FM, sin embargo los clústeres son más puros comparados con los otros conjuntos de datos y algoritmos implementados.

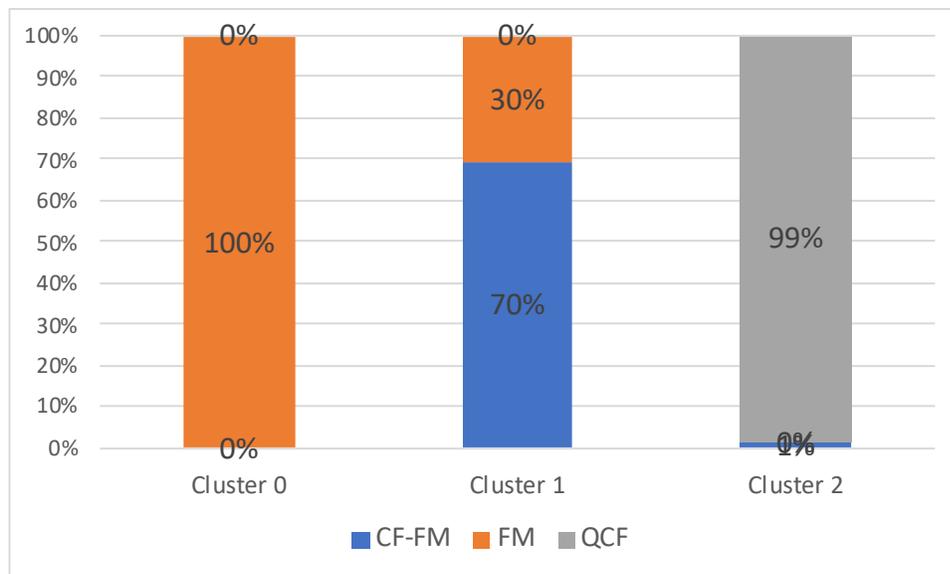


Figura 4-26. Porcentaje de distribución de los tipos de pulso en los tres clústeres del algoritmo Spectral Clustering + KNN del subconjunto de datos PCA_rf_pt_3.

Tabla 4-21. Distribución detallada de las fases de forrajeo por tipo de pulso en los tres clústeres resultado del algoritmo Spectral Clustering + KNN con el subconjunto de datos PCA_rf_pt_3.

Pulsos	Fases	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Total
CF-FM	Búsqueda	0	416	2	418
	Enfoque	0	31	0	31

74 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

	Terminal	0	0	0	0
FM	Búsqueda	233	114	0	347
	Enfoque	119	80	0	199
	Terminal	188	2	0	190
QCF	Búsqueda	0	0	136	136
	Enfoque	0	0	1	1
	Terminal	0	0	0	0
Total		540	643	139	1322

5. Conclusiones y trabajo futuro

5.1. Conclusiones

El proceso de extracción de características automáticas (meta-características) presentó buenos resultados ya que en la identificación de las características más relevantes mediante el método de selección de características de Random Forest, se encontró que la característica más discriminante corresponde a la meta-característica $Mels_{all}^9 \max(m)$, la cual tiene un valor de importancia mucho mayor al de la característica manual, para los experimento pt_600 y pa_592.

Aplicar la reducción de dimensionalidad a las características más importantes identificadas por Random Forest mejora los resultados con respecto a las características manuales para caracterizar por tipos de pulso como resultado del agrupamiento. Sin embargo, para la etiqueta de fase no se presenta este mismo comportamiento ya que los mejores resultados se presentan para las características manuales.

El uso del filtro pasa banda mejoró los resultados, ya que eliminó parte de las frecuencias de ruido del ambiente que en algunos fragmentos de audio presentaban mayores valores de potencia y por tanto se pudo enfocar en el rango de frecuencias de interés.

Del proceso realizado, los mejores resultados de caracterización y análisis automático se presentaron para los tipos de pulso, ya que estos tienen un comportamiento a nivel de la frecuencia que los permite diferenciar claramente. Sin embargo, para las etiquetas de fase de forrajeo, fue más difícil debido a que las fases de búsqueda y enfoque están compuestas por los tres tipos de pulso, lo que complicaba el proceso de identificación de estas dos fases, mientras que la fase terminal solo tiene pulsos FM.

Como resultado importante se encontró que para las etiquetas de fases de forrajeo los mejores resultados a nivel del proceso de agrupamiento se lograron con las características automáticas (meta-características), conformado por las mejores 26 características identificadas por Random Forest, mientras que para las etiquetas de tipos de pulso los mejores resultados se presentaron para las diferentes combinaciones de características manuales.

Se identificó que las mejores características espectrales y temporales corresponden a las frecuencias de MEL, MFCC, zero_crossing_rate, Spectrall_rolloff al 80% y chroma_stft. Las demás características no presentaron relevancia en los diferentes procesos.

De los resultados de agrupamiento mediante K-means y Spectral Clustering se identificó que, para las etiquetas de tipos de pulso, un agrupamiento de tres (3) clústeres en la mayoría de las medidas de V-measure presentó los mejores resultados seguido de los 4 y

5 clústeres, esto posiblemente se deba al comportamiento de los pulsos en las tres fases, en cuanto a las etiquetas de fases de forrajeo, los mejores resultados se evidenciaron para agrupamientos con 2 clústeres, seguido de 3.

En el proceso de agrupamiento para los tipos de pulso se evidenció que las medidas de desempeño V-measure y coeficiente de silueta presentan valores mayores que en el agrupamiento de las fases, evidenciando que es más fácil caracterizar la representación para diferenciar entre tipos de pulsos haciendo posible visualizarlo hasta en tres dimensiones fácilmente.

En el agrupamiento de pulsos mediante el algoritmo de K-means se evidencia que para la cantidad de tres (3) clústeres, los resultados no presentan cambios significativos a nivel de distribución de los pulsos dentro de los clústeres al analizar los subconjuntos priorizados por las medidas de desempeño V-measure y coeficiente de silueta, mientras que en el agrupamiento analizando la distribución de fases de forrajeo, si se observa cambios significativos en la distribución de los datos de las fases para los tres clústeres.

Para el agrupamiento de los datos analizando la distribución de las fases de forrajeo, se observa que hay mejores resultados en la implementación del algoritmo de Spectral clustering + KNN que con el algoritmo K-means.

En el agrupamiento de los datos analizando la distribución de las fases de forrajeo mediante K-means, los tres mejores resultados teniendo como referencia la medida de desempeño de V-measure, corresponden a las características calculadas automáticamente (meta-características) en combinaciones de reducción de dimensionalidad con PCA y RF, y los últimos lugares corresponden a las características manuales en sus diferentes combinaciones con PCA y RF.

5.2. Trabajo futuro

Para el trabajo futuro se pueden contemplar las siguientes actividades que pueden mejorar los resultados obtenidos en el conjunto de características manuales:

1. Identificación de los fragmentos de audio de los pulsos de llamados de ecolocalización de manera automática a partir del audio original. Esto, para ayudar con el proceso de identificación de los fragmentos de interés y realizar el recorte de estos, partiendo de solo la información del audio sin requerir el apoyo manual del experto y realizar el análisis automático sobre grandes volúmenes de archivos de audio.
2. Extraer de forma automática las ocho características obtenidas de manera manual por el experto.

3. Normalizar los valores de potencia por fragmento de audio debido a las condiciones de captura. Esto, para validar si las variaciones de los niveles de potencia entre fragmentos de audio pueden afectar los resultados del proceso.
4. Normalizar los fragmentos de audio a un mismo número de cuadros temporales (*frames*), ya que en el proceso adelantado no se realizó ningún proceso de normalización a nivel de los cuadros.
5. Validar las diferencias obtenidas en los diferentes grupos (clústeres) para identificar las posibles causas que generaron diferencias en los resultados.
6. Aplicar los algoritmos entrenados a un conjunto de datos nuevo etiquetado para los tipos de pulsos o fases de forrajeo para evaluar su desempeño.
7. Explorar las características extraídas a las señales de ecolocalización utilizadas en este trabajo para diferenciación y clasificación de especies de murciélagos.

A. Representación y características de señales acústicas

Existen diferentes técnicas para el análisis de las señales de audio en la literatura, las cuales principalmente se usan para adelantar procesos de reconocimiento de voz, la identificación de géneros musicales o reconocimiento de emociones (Bergstra, Casagrande, Erhan, Eck, & Kégl, 2006; Hossain & Muhammad, 2019; Towhid & Rahman, 2018). A continuación, se detalla las principales técnicas para el análisis de señales de audio.

Escala de Mel: fue propuesta en los años 30 del siglo XX para representar más adecuadamente el comportamiento del oído. Es una transformación de una escala lineal a una escala perceptual sobre las frecuencias. Por ejemplo, un ser humano no percibe igual la diferencia entre 100Hz y 200Hz que entre 2.000Hz y 2.100Hz, aunque la distancia numérica entre ambos pares es igual. Lo que se consigue con esta transformación, es que, los valores de la señal sean más “naturales”, siendo estos más representativos de cómo los percibe una persona, y elimina la cantidad de frecuencias necesarias para obtener la misma precisión. (Bonomo Laynez, 2012)

Coefficientes Cepstrales de las Frecuencias de Mel (*Mel Frequency Cepstral Coefficients - MFCC*): Son derivados de los coeficientes de la escala de Mel, a los cuales se aplica la Transformada Discreta del Coseno (DCT), que lleva los coeficientes espectrales al dominio de la frecuencia convirtiéndolos en coeficientes cepstrales (MFCC), con esto se elimina la dependencia o correlación estadística en los coeficientes del Mel. Los MFCC representan la envolvente espectral de la señal de voz, obteniendo así importantes características identificadoras del habla. Por ejemplo, el primer coeficiente indica la energía de la señal, y se usa o no dependiendo de la aplicación. El segundo coeficiente tiene una razonable interpretación como indicador del balance global de la energía entre altas y bajas frecuencias. (Shah & Kattel, 2019) (Bonomo Laynez, 2012)

MFCC-Delta y MFCC-Delta-Delta: Para obtener más información, como por ejemplo, la coarticulación de los fonemas, además de los MFCC se incluyen más coeficientes, que son los MFCC-Delta (o Δ MFCC) y los MFCC-Delta-Delta (o $\Delta\Delta$ MFCC) (Furui, 1981), que representan la evolución temporal de los fonemas en su transición a otros fonemas, y en general permiten tener en cuenta la variabilidad de un interlocutor a la hora de hablar. Los Δ MFCC se le conocen como coeficientes de velocidad, ya que miden la variación de los coeficientes MFCC sobre un instante de tiempo. De la misma forma, a los $\Delta\Delta$ MFCC se les denomina coeficientes de aceleración, pues representan la variación de los Δ MFCC sobre un instante de tiempo. (Bonomo Laynez, 2012)

Chroma: Es una representación para el audio de la música en la que todo el espectro se proyecta en 12 contenedores que representan los 12 semitonos (o croma) distintos de la octava musical. Dado que, en música, las notas que están separadas exactamente una octava se perciben como particularmente similares, conocer la distribución de croma incluso sin la frecuencia absoluta (es decir, la octava original) puede proporcionar información musical útil sobre el audio, e incluso puede revelar una similitud musical percibida que no es aparente en los espectros originales. La idea principal de las características cromáticas es agregar toda la información espectral que se relaciona con una clase de tono en un solo coeficiente. (Müller & Balke, 2015)

Una propiedad principal del croma es que captura características armónicas y melódicas de música, siendo robusto a los cambios en timbre e instrumentación. Las características cromáticas apuntan a que representa el contenido armónico (e.g. teclas o acordes) de una ventana de tiempo corto de audio.

Normalmente el vector de características se extrae del espectro de magnitud utilizando la transformada de Fourier de corto tiempo (STFT), Transformada Q constante (CQT) o Croma Energía Normalizada (CENS) (Shah & Kattel, 2019; Wankhammer, Sciri, & Sontacchi, 2009).

Centroide espectral (*Spectral Centroid*): Indica donde se encuentra el "centro de masa" de un sonido y se calcula como la media ponderada de las frecuencias presentes en el sonido. Si las frecuencias en el audio son las mismas, entonces el centroide espectral estaría alrededor de un centro y si hay frecuencias altas al final del sonido, entonces el centroide estaría hacia su final. Cada cuadro de un espectrograma de magnitud se normaliza y se trata como una distribución en intervalos de frecuencia, de los cuales se extrae la media (centroide) por cuadro. (Li & Ogihara, 2006)

Ancho de banda espectral (*Spectral Bandwidth*): Se define como la extensión de la función de transferencia de potencia alrededor de la frecuencia central. (Batista, Wang, & Keogh, 2011a; D. Liu, X. wang, J. Zhang & X. Huang, 2010) .

Tasa de cruce por cero (*Zero crossing rate*): Corresponde al número de veces en un intervalo dado que la amplitud de la señal cruza un valor de cero. Es decir que corresponde al número de veces que la señal cambia de signo de positivo a negativo en el período de

tiempo dado. Si el recuento de cruces por cero es mayor para una señal determinada, se dice que la señal cambia rápidamente, lo que implica que la señal contiene la información de alta frecuencia y viceversa (Li & Ogihara, 2006).

5.3. Métodos de aprendizaje automático para análisis de señales

Redes Neuronales Artificiales (ANN por su sigla en Inglés): Son una herramienta de aprendizaje automático no lineal y adaptativa construida sobre principios conexionistas (Samarasinghe, 2007; White, 1992). El algoritmo de propagación inversa (*Backpropagation*) es el método mediante el cual la red “aprende” modificando un conjunto de funciones inicialmente aleatorizadas basadas en el error de la salida de la red, Permitiendo que los pesos se optimicen dando como resultado una red entrenada y altamente generalizable.

Máquinas de vectores de soporte (Support Vector Machine - SVM): Es una herramienta de aprendizaje supervisado que construye un hiperplano de separación lineal entre dos clases, maximizando la distancia entre ellas (Cristianini N, 2000). Funcionan creando límites de separación entre clases mediante el entrenamiento iterativo en un conjunto de datos. Los límites de separación entre clases se modifican para cada caso en el conjunto de datos y se basan en puntos (vectores de soporte) que se encuentran en el límite de cada clase.

Bosque Aleatorio (Random Forests - RF): es un algoritmo basado en árboles de decisión (Breiman L., 2001). El algoritmo construye un número específico de árboles de clasificación cuyos nodos se dividen en un grupo aleatorio de características, de todo el conjunto de datos. Los RF tienen una gran ventaja debido a su capacidad de generar una métrica que clasifica los predictores en función de su contribución relativa a la precisión del modelo (Bao & Cui, 2005). Es altamente robusto para datos ruidosos y para un gran número de predictores correlacionados (D.W. Armitage & Ober, 2010).

Modelo oculto de Markov (Hidden Markov Model - HMM): Es un modelo de secuencia probabilística, cuyo trabajo consiste en asignar una etiqueta o clase a cada unidad, en una secuencia, asignando así una secuencia de observaciones a una secuencia de etiquetas, dada una secuencia de unidades (letras, morfemas, palabras, oraciones, etc.), calculan una distribución de probabilidad sobre posibles secuencias de etiquetas y eligen la mejor secuencia de etiquetas (Skowronski, M., & Harris, 2006).

Agrupamiento jerárquico aglomerativo (Agglomerative Hierarchical Clustering - AHC): Método utilizado para agrupamiento de forma jerárquica, el cual se ha usado satisfactoriamente en series de tiempo (Batista, Wang, & Keogh, 2011b). El algoritmo se

ejecuta hasta que se agrupen todos los objetos en un único grupo final. El proceso comienza calculando la disimilitud entre los N objetos. Luego, dos objetos que cuando se agrupan minimizan un criterio de aglomeración dado, se agrupan, creando así una clase que comprende estos dos objetos. Luego, la diferencia entre esta clase y los otros objetos $N-2$ se calcula utilizando el criterio de aglomeración. Si los dos objetos o clases de objetos cuyo agrupamiento en conjunto minimiza el criterio de aglomeración se agrupan.

Estas operaciones de agrupamiento sucesivas producen un árbol de agrupamiento binario (dendrograma), cuya raíz es la clase que contiene todas las observaciones. Este dendrograma representa una jerarquía de particiones. Por tanto, es posible elegir una partición truncando el árbol en un nivel determinado, dependiendo del nivel de las restricciones definidas por el usuario *a priori*. Los valores más altos significan que el dendrograma representa las mediciones de distancia originales (Fu & Kloepper, 2018).

Algoritmo de agrupamiento K-medias (*K-means*): Es un algoritmo de clasificación no supervisada (clusterización o agrupamiento) que agrupa objetos en k grupos basándose en sus características y se calcula el centroide de cada grupo a partir del promedio de los valores de las características. El agrupamiento se realiza minimizando la suma de distancias entre cada objeto y el centroide de su grupo o clúster, para lo cual se suele usar la distancia cuadrática (Larsson, Johan;Isak, 2020; Luciano & Brian, 2019).

Algoritmo de agrupamiento espectral (*Spectral Clustering*): Es una técnica que reduce conjuntos de datos multidimensionales complejos en grupos de datos similares en dimensiones más significativas. El esquema principal es agrupar todo el espectro de puntos de datos no organizados en varios grupos en función de su singularidad " Entre los diferentes métodos de agrupamiento disponibles, el agrupamiento espectral es uno de los más utilizados debido a su velocidad y simplicidad, sin dejar de ser sensible a las perturbaciones impuestas en el grafo" (Champion et al., 2020), "La agrupación espectral aprovecha las propiedades espectrales del grafo "(Champion et al., 2020), en el que las comunidades de nodos (es decir, puntos de datos) que están conectados o inmediatamente uno al lado del otro se identifican en un gráfico. Luego, los nodos se asignan a un espacio de baja dimensión que se puede segregar fácilmente para formar grupos. La agrupación espectral utiliza información de los valores propios (espectro) de matrices especiales (es decir, matriz de afinidad, matriz de grados y matriz laplaciana) derivada del grafo o del conjunto de datos. (Larsson, Johan;Isak, 2020; Luciano & Brian, 2019).

B. Anexo: Análisis de estadística descriptiva y visual de las características espectrales manuales y meta-características automáticas

Conjunto de características manuales

En esta sección se presentan los resultados del análisis de estadística descriptiva para las distribuciones de los valores de las características manuales de ancho de banda, frecuencia pico, frecuencia final y duración, para el grupo de etiquetas de tipos de pulsos (QCF, CF-FM y FM) y la característica duración para las fases (Búsqueda, Enfoque, Terminal), presentando los resultados numéricos y gráficos de la estadística descriptiva por medio de los valores de la media, desviación estándar, mínimo, máximo y cuartiles del 25%, 50% y 75%, y los diagramas de cajas y funciones empíricas de distribución de datos, donde se puede apreciar diferencias entre las distribuciones de datos por etiqueta para esas características.

Ancho de banda

Esta característica corresponde al valor del ancho de banda del pulso. En la **Tabla 4-1** se presenta los valores estadísticos para las etiquetas por tipos de pulsos:

Tabla 22. Valores estadísticos para del ancho de banda por tipos de pulso, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	

CF-FM	1.481	41,70	4,046	6,9	39,5	42,1	44,4	54,6
FM	2.411	31,11	7,985	9,6	25,1	30,2	37,5	50
QCF	512	10,63	3,314	2,9	8,1	10,4	12,82	23,4

En la **Figura 4-1** se puede observar que para cada uno de los tres tipos de pulso CF-FM, FM y QCF son diferenciables por su distribución de los datos, sin embargo para el tipo de pulso CF-FM se presenta la mayor cantidad de datos atípicos, y el tipo de pulso FM presenta solapamiento con el tipo de pulso CF-FM, debido a que el pulso FM varía su ancho de banda entre las fases. Esto sugiere ser una buena característica para discriminar entre tipos de pulsos.

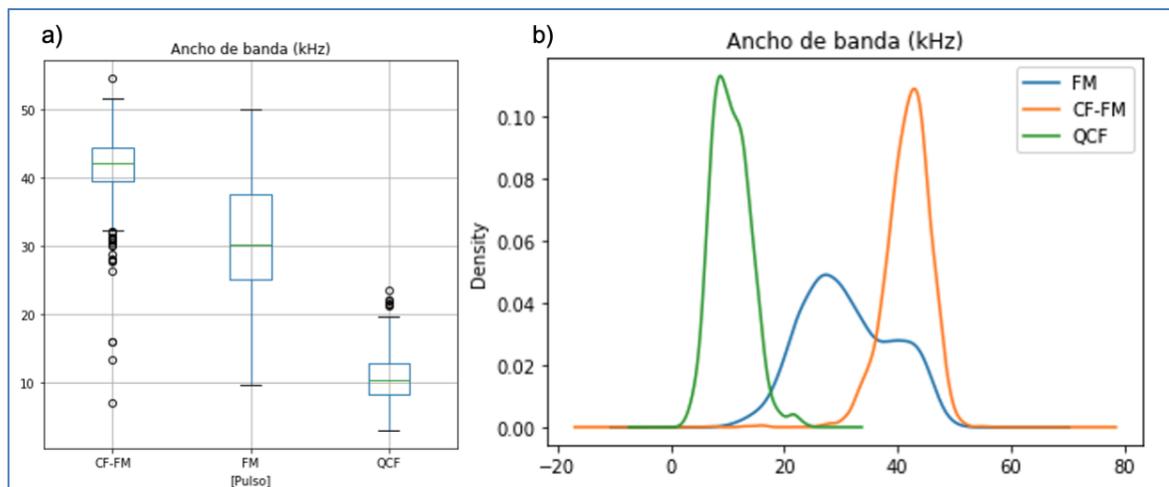


Figura 27. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de ancho de banda para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

Esta característica corresponde al valor del ancho de banda del pulso. En la **Tabla 23** se presenta los valores estadísticos para las etiquetas por tipos de fase:

Tabla 23. Valores estadísticos para del ancho de banda tipo de fases de forrajeo, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	33,037	12,248	2,9	26,1	37,8	42,6	54,6
Enfoque	706	35,953	7,652	9,9	30,2	37,1	42,27	50

Terminal	666	25,046	4,9370	9,6	22	25,2	28	40,2
----------	-----	--------	--------	-----	----	------	----	------

En la **Figura 28** se puede observar que para cada uno de los tres tipos de fase no son claramente diferenciables por su distribución de los datos, sin embargo para el tipo de terminal se presenta la mayor diferenciación, y las fases de búsqueda y enfoque presentan solapamiento, Esto sugiere que no es una buena característica para discriminar entre tipos de fases.

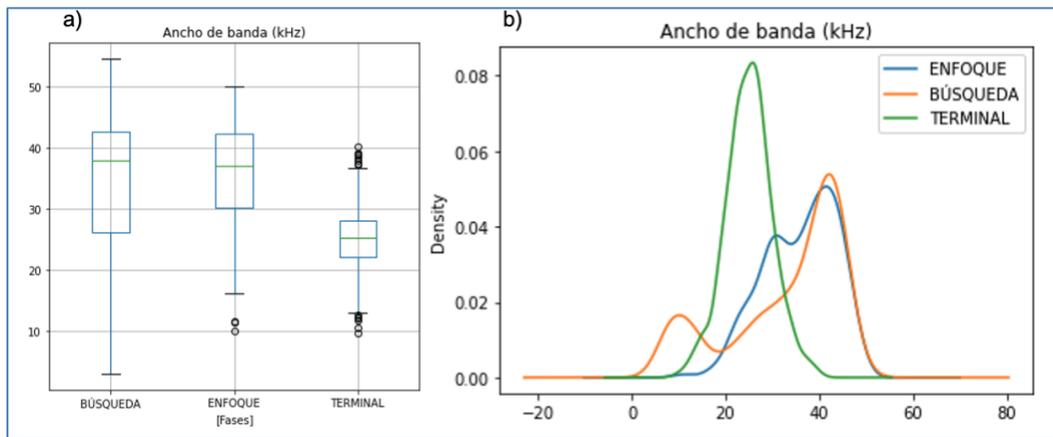


Figura 28. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de ancho de banda para las etiquetas fases (Búsqueda, Enfoque, Terminal)

Frecuencia pico

Esta característica corresponde al valor de la frecuencia de mayor energía en el pulso. En la **Tabla 4-2** se presenta los siguientes valores estadísticos para las etiquetas por tipos de pulso:

Tabla 24. Valores estadísticos para la frecuencia pico por tipos de pulso. Los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	46,563	8,101	32,4	42,5	44,2	46,7	75,1
FM	2.411	41,862	3,171	27,6	40,0	41,7	43,6	73,7

QCF	512	72,535	1,859	41,5	71,8	72,6	73,5	75,5
-----	-----	--------	-------	------	------	------	------	------

En la **Figura 4-2** se puede observar que para el tipo de pulso CF-FM se presenta mayor cantidad de datos atípicos, que están dentro del rango de frecuencias del tipo de pulso QCF, mientras que para el tipo de pulso QCF se puede evidenciar que cuenta con menos datos atípicos, otro aspecto importante que se puede evidenciar es que los tipos de pulso CF-FM y FM presentan una distribución cercana, esto debido a que los pulsos CF-FM tienen un gran componente del pulso con características FM, adicional se observa que los pulsos QCF tienen una menor dispersión de los datos y su distribución de los mismos están en un rango de frecuencias superior a los de los pulsos CF-FM y FM, lo que permite inferir que esta característica es importante para la identificación de los pulsos QCF.

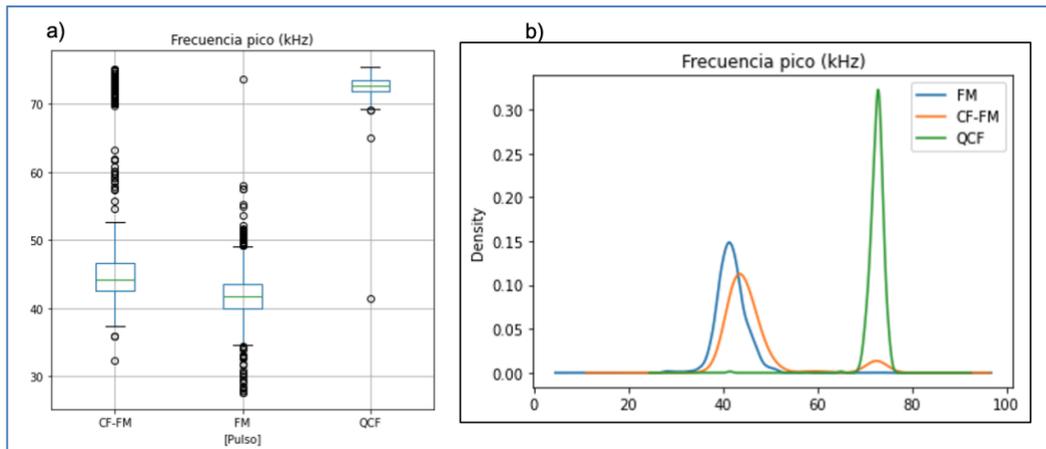


Figura 29. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia pico para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

En la **Tabla 25** se presentan los valores estadísticos para la etiqueta fases y en la **Figura 30** se puede observar que para la fase terminal y de búsqueda la dispersión de los datos es menor. Finalmente el solapamiento en la distribución de las tres fases determina que no es una buena característica para discriminar entre tipos de fases.

Tabla 25. Valores estadísticos para la frecuencia pico por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	49,196	12,193	29,00	41,7	43,60	48,13	75,50
Enfoque	706	42,761	4,508	28,00	40,4	42,30	45,00	73,70

Terminal	666	41,554	3,664	27,60	39,4	41,30	43,40	57,50
----------	-----	--------	-------	-------	------	-------	-------	-------

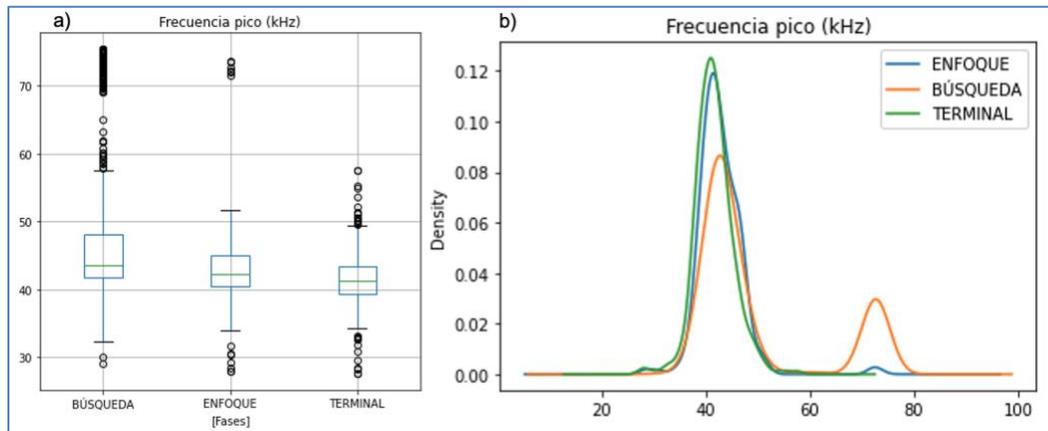


Figura 30. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica frecuencia pico para las etiquetas de tipos de fase (Búsqueda, Enfoque, Terminal)

Frecuencia final

Esta característica corresponde al valor de la frecuencia de final del pulso. En la **Tabla 4-3** se presenta los siguientes valores estadísticos para la categoría de pulsos:

Tabla 26. Valores estadísticos para la frecuencia final por tipos de pulso, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	31,66	3,92	21,20	29,0	31,50	34,00	65,60
FM	2.411	30,30	3,31	15,60	28,3	30,60	32,50	43,40
QCF	512	62,54	3,51	49,50	60,10	62,90	65,00	72,10

En la **Figura 4-3** se puede observar que los tipos de pulso CF-FM y FM presentan una distribución de los datos cercana, ya que estos pulsos tienen un comportamiento que finaliza en FM también se observa mayor cantidad de datos atípicos, comparados con los del tipo de pulso QCF. Adicionalmente se observa que los pulsos QCF tienen una menor

dispersión de los datos y su distribución de estos, están en un rango de frecuencias superior a los de los pulsos CF-FM y FM, debido a que su comportamiento a nivel de la frecuencia es cuasi constante, comparados con los pulsos que tienen terminación en FM, esto permite inferir que esta característica es importante para la identificación de los pulsos QCF.

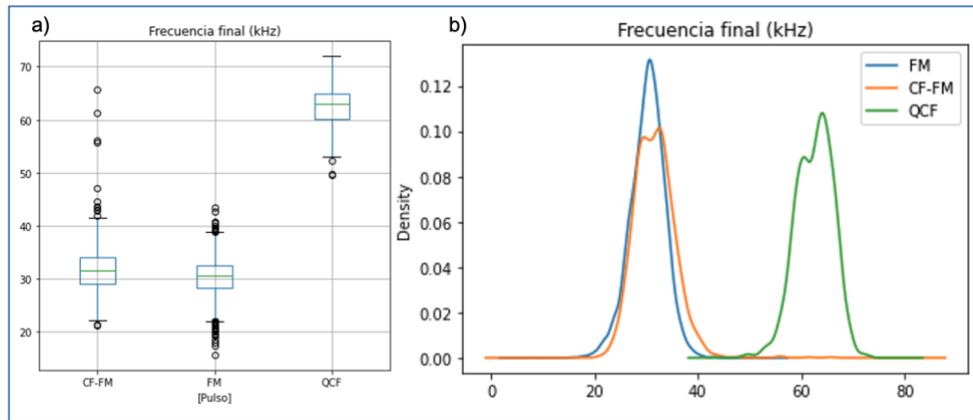


Figura 31. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia final para etiqueta pulsos (CF-FM, FM, QCF).

En la **Tabla 27** se presentan los valores estadísticos para la etiqueta fases y en la **Figura 32** se puede observar que existe solapamiento en la distribución de las tres fases por lo tanto no es una buena característica para discriminar entre tipos de fases.

Tabla 27. Valores estadísticos para la característica de frecuencia final por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	36,37	12,32	19,40	29,10	31,90	35,50	72,1
Enfoque	706	29,55	3,90	15,60	27,30	29,60	31,70	64,5
Terminal	666	31,28	3,28	20,80	29,80	31,70	33,20	43,4

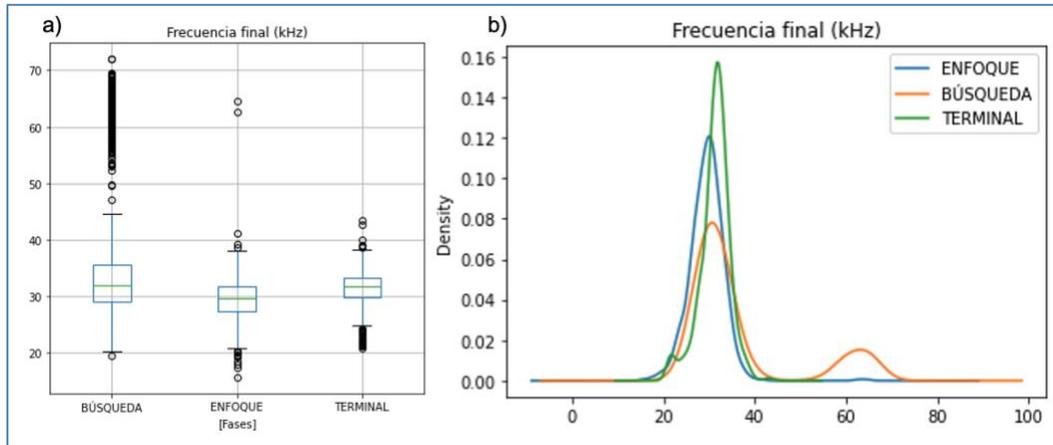


Figura 32. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica frecuencia final para las etiquetas fases (Búsqueda, Enfoque, Terminal)

Duración

Esta característica corresponde al valor de la duración del pulso. En la **Tabla 4-4** se presenta los siguientes valores estadísticos para la etiqueta pulsos:

Tabla 28. Valores estadísticos para la duración por tipo de pulso, los valores están expresados en milisegundos (ms).

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	12,08	1,75	6,30	10,90	12,10	13,20	19,80
FM	2.411	7,15	4,16	1,60	3,80	5,90	9,30	20,50
QCF	512	10,13	1,14	5,90	9,50	10,10	10,93	12,80

En la **Figura 4-4** se puede observar que para el tipo de pulso FM se presenta mayor cantidad de datos atípicos, sin embargo la distribución de los datos permite diferenciar con los tipos de pulso CF-FM. Otro aspecto importante que se puede evidenciar es que los tipos de pulsos CF-FM y QCF presentan una distribución cercana, esto debido a que la duración del pulso es similar, debido a su componente CF. Adicionalmente se observa que los pulsos FM tienen una mayor dispersión de los datos, ya que la duración del pulso está

afectada por la fase de este y los pulsos FM son los únicos que están presentes en las tres fases de forrajeo.

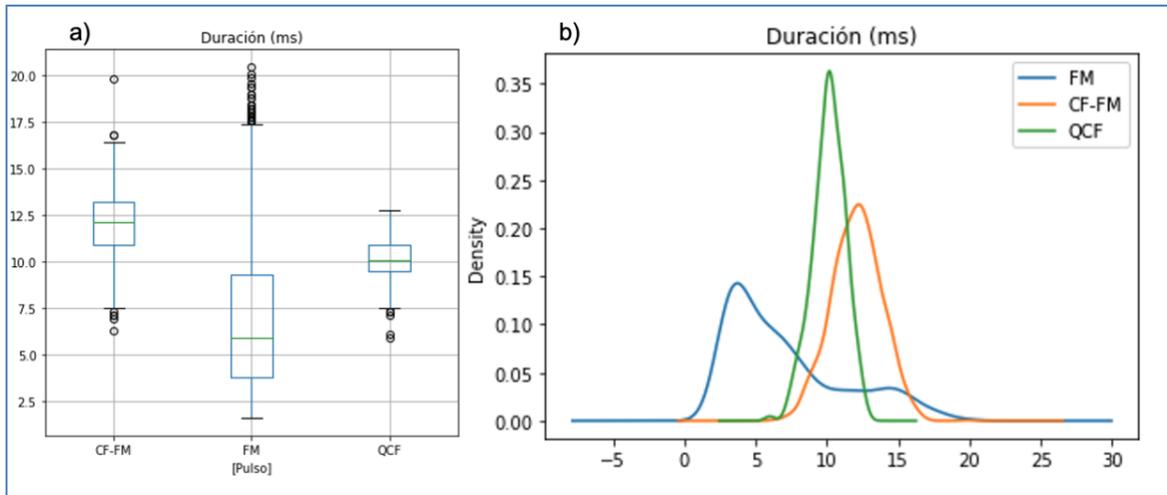


Figura 33. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de duración para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

En la **Tabla 4-5** se presentan los valores estadísticos para la etiqueta fases y en la **Figura 4-5** se puede observar que para la fase terminal la dispersión de los datos es menor, esto debido a que esta fase está compuesta solo por pulsos de tipo FM, mientras que en las fases de búsqueda y de enfoque están compuestas por los tres tipos de pulso, otro aspecto importante es que la fase de búsqueda es visualmente diferenciable de la fase terminal, a pesar que en esta fase existen pulsos FM con la particularidad que su duración es mayor a los pulsos FM de la fase Terminal. Finalmente la fase de enfoque presenta solapamiento en la distribución debido a que está compuesta por pulsos mayoritariamente FM.

Tabla 29. Valores estadísticos para la duración por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en milisegundos (ms)

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3,032	11,19	2,83	3,00	9,50	11,30	13,00	20,50
Enfoque	706	5,94	1,90	2,00	4,50	5,50	7,10	13,00
Terminal	666	3,29	0,70	1,60	2,80	3,20	3,70	5,70

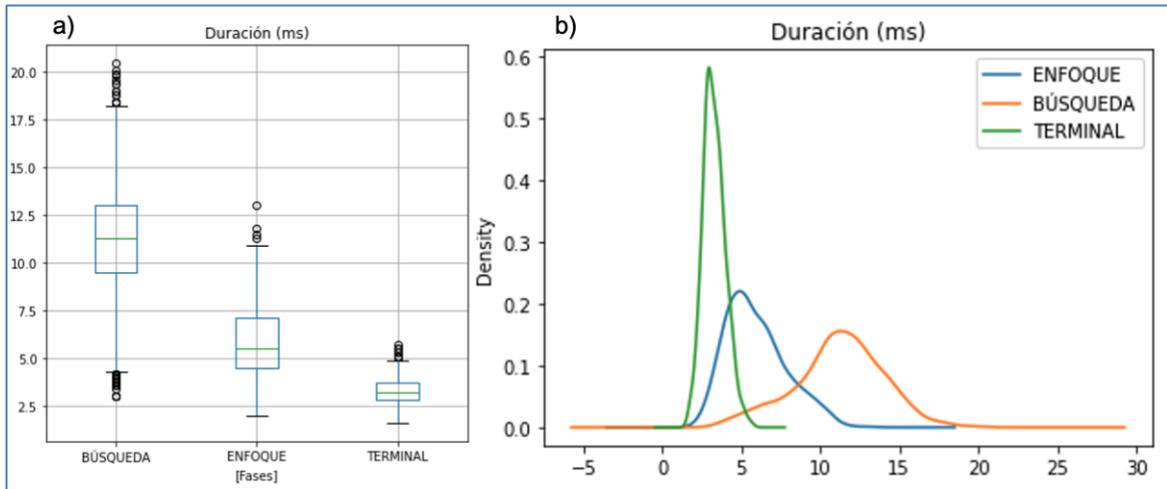


Figura 34. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de duración para para etiqueta fase (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

Frecuencia Inicial

Esta característica corresponde al valor de la frecuencia inicial de pulso. En la **Tabla 30** se presenta los siguientes valores estadísticos para la etiqueta pulsos:

Tabla 30. Valores estadísticos para la frecuencia inicial por tipos de pulso, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	71,04	1,31	64,10	70,20	71,20	72,10	74,40
FM	2.411	61,42	7,07	40,20	56,00	60,80	66,70	76,00
QCF	512	69,80	1,41	65,80	68,90	69,80	70,73	73,10

En la **Figura 35** se puede observar que para el tipo de pulso FM se presenta mayor cantidad de datos atípicos, sus valores cubren gran parte del rango de frecuencias, debido principalmente a que está presente en todas las fases, mientras que los tipos de pulso QCF y CF-FM presentan una distribución similar debido a que sus frecuencias de inicio

generalmente son similares, por lo tanto no es una buena característica para discriminar entre tipos de pulsos.

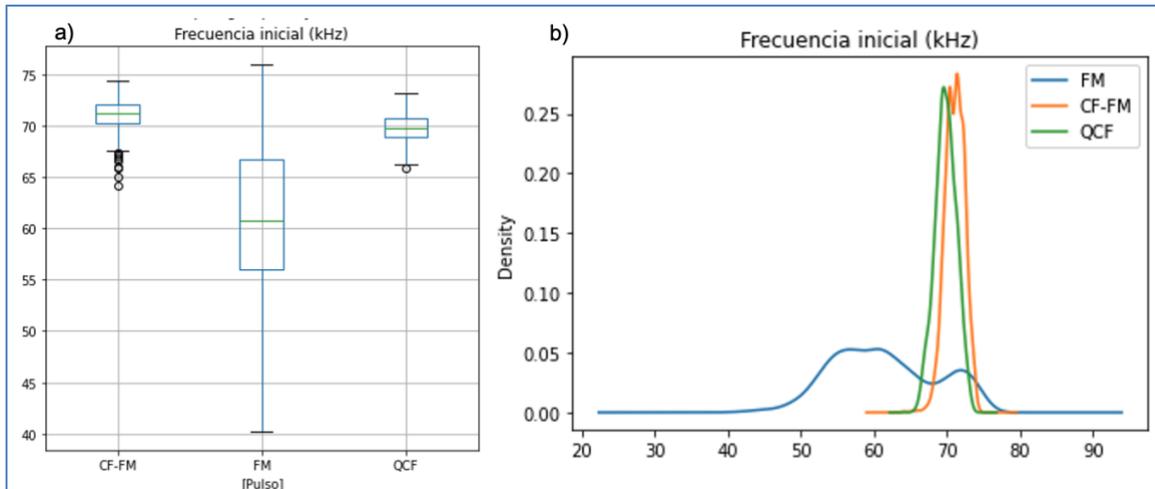


Figura 35. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia inicial para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

En la **Tabla 31** se presentan los valores estadísticos para la etiqueta fases y en la **Figura 36** se puede observar que para la fase terminal la distribución de los datos permite identificar una clara diferenciación entre la fase de búsqueda, esto debido a que la fase terminal está compuesta solo por pulsos de tipo FM, mientras que en las fases de búsqueda y de enfoque están compuestas por los tres tipos de pulso, otro aspecto importante es que la fase de búsqueda es visualmente diferenciable de la fase terminal, a pesar que en esta fase existen pulsos FM con la particularidad que su frecuencia inicial es mayor a los pulsos FM de la fase Terminal. Finalmente la fase de enfoque presenta solapamiento en la distribución debido a que está compuesta por pulsos mayoritariamente FM.

Tabla 31. Valores estadísticos para la frecuencia inicial por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en kHz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3,032	67,75	5,77	45,70	65,80	70,10	71,50	76,00
Enfoque	706	65,32	6,67	44,30	60,10	66,40	71,40	75,20
Terminal	666	56,33	4,82	40,20	53,43	56,40	60,10	68,90

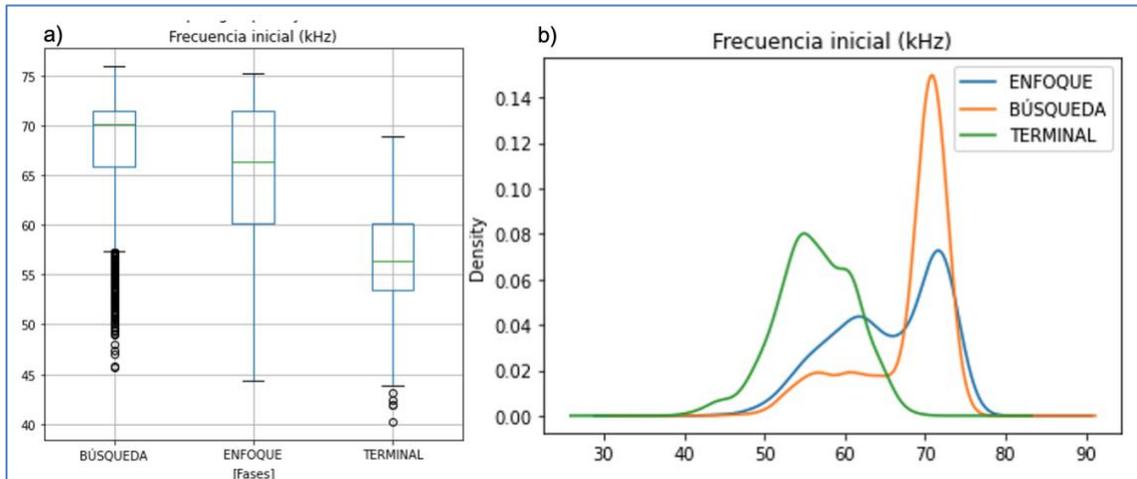


Figura 36. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia inicial para etiqueta fase (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

Frecuencia máxima

Esta característica corresponde al valor de la frecuencia máxima del pulso. En la **Tabla 32** se presenta los siguientes valores estadísticos para la etiqueta pulsos:

Tabla 32. Valores estadísticos para la frecuencia máxima por tipos de pulso, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	73,36	1,17	66,60	72,70	73,50	74,20	76,0
FM	2.411	61,42	7,08	40,20	56,00	60,80	66,60	76,0
QCF	512	73,17	1,24	69,60	72,50	73,30	74,00	76,0

En la **Figura 37** se puede observar que para el tipo de pulso FM se presenta mayor cantidad de datos atípicos, sus valores cubren gran parte del rango de frecuencias, debido principalmente a que está presente en todas las fases, mientras que los tipos de pulso QCF y CF-FM presentan una distribución similar debido a que sus frecuencias de inicio generalmente son similares, por lo tanto no es una buena característica para discriminar entre tipos de pulso.

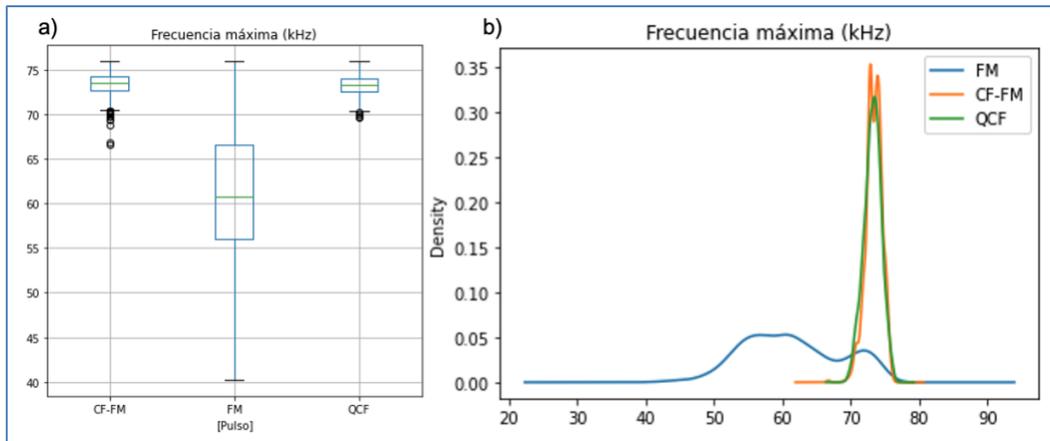


Figura 37. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia máxima para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

En la **Tabla 33** se presentan los valores estadísticos para la etiqueta fases y en la **Figura 38** se puede observar que para la fase terminal la distribución de los datos permite identificar una clara diferenciación entre la fase de búsqueda, esto debido a que la fase terminal está compuesta solo por pulsos de tipo FM, mientras que en las fases de búsqueda y de enfoque están compuestas por los tres tipos de pulso, otro aspecto importante es que la fase de búsqueda es visualmente diferenciable de la fase terminal, a pesar que en esta fase existen pulsos FM con la particularidad que su frecuencia inicial es mayor a los pulsos FM de la fase Terminal. Finalmente la fase de enfoque presenta solapamiento en la distribución debido a que está compuesta por pulsos mayoritariamente FM.

Tabla 33. Valores estadísticos para la frecuencia máxima por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en kHz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3,032	69,41	6,66	45,70	65,80	72,70	73,8	76
Enfoque	706	65,50	6,87	44,30	60,10	66,40	71,975	75,4
Terminal	666	56,33	4,82	40,20	53,43	56,40	60,1	68,9

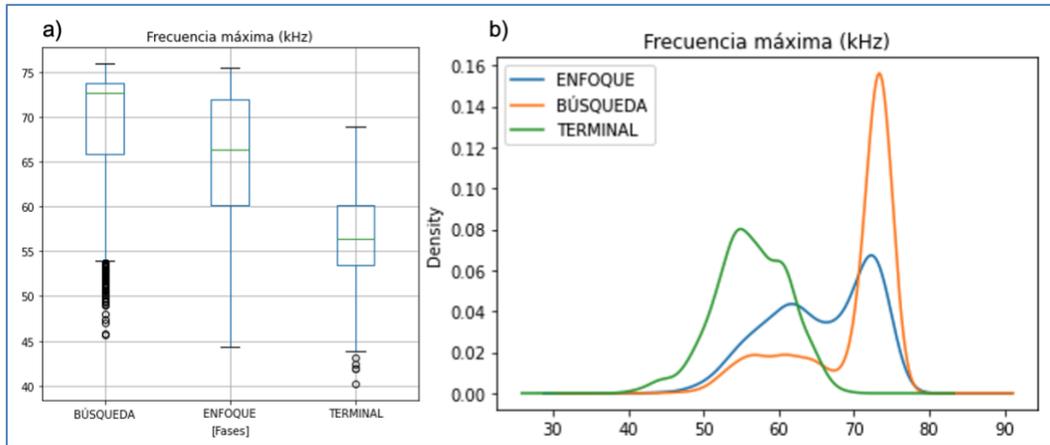


Figura 38. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia máxima para para etiqueta fase (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

Frecuencia mínima

Esta característica corresponde al valor de la frecuencia mínima de pulso. En la **Tabla 34** se presenta los siguientes valores estadísticos para la etiqueta pulso:

Tabla 34. Valores estadísticos para la frecuencia mínima por tipo de pulso, los valores están expresados en Khz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	31,66	3,93	20,20	29,00	31,50	34,00	65,6
FM	2.411	30,30	3,31	15,60	28,30	30,60	32,50	43,4
QCF	512	62,54	3,51	49,50	60,10	62,90	65,00	72,1

En la **Figura 39** se puede observar que para el tipo de pulso FM se presenta mayor cantidad de datos atípicos, sus valores cubren gran parte del rango de frecuencias, debido principalmente a que está presente en todas las fases, los tipos de pulso QCF y FM presentan una distribución similar debido a que sus frecuencias mínima generalmente son similares, por lo tanto no es una buena característica para discriminar entre tipos de pulsos.

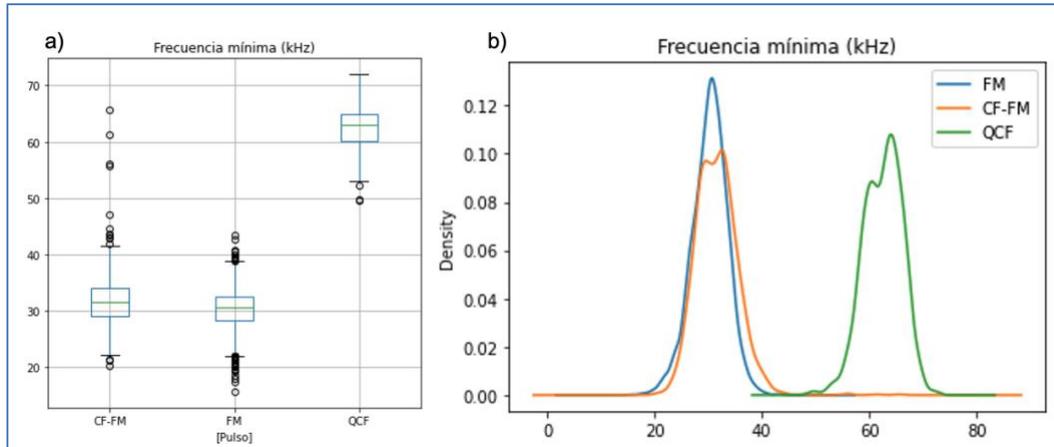


Figura 39. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia mínima para las etiquetas de tipos de pulsos (CF-FM, FM, QCF).

En la **Tabla 35** se presentan los valores estadísticos para la etiqueta fases y en la **Figura 40** se puede observar que para las tres fases se presenta solapamiento en la distribución debido a que las tres fases pueden presentar pulsos con frecuencia mínima similar.

Tabla 35. Valores estadísticos para la frecuencia mínima por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en kHz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3,032	36,37	12,32	19,40	29,10	31,90	35,5	72,1
Enfoque	706	29,55	3,90	15,60	27,30	29,60	31,7	64,5
Terminal	666	31,28	3,28	20,80	29,80	31,70	33,2	43,4

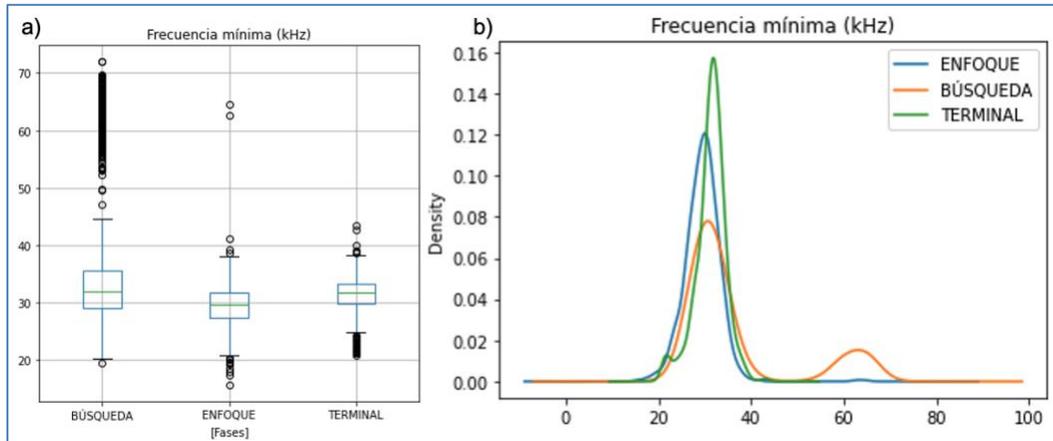


Figura 40. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica de frecuencia mínima para para etiqueta fase (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

Intervalo

Esta característica corresponde al valor del intervalo de pulso. En la **Tabla 36** se presenta los siguientes valores estadísticos para la etiqueta pulsos:

Tabla 36. Valores estadísticos para el intervalo por tipo de pulso, los valores están expresados en milisegundos.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	94,11	317,62	0,00	41,10	63,70	92,30	8176,00
FM	2.411	82,84	411,64	0,00	8,10	20,70	81,15	12278,00
QCF	512	152,39	727,79	0,00	31,20	34,80	66,15	9205,10

En la **Figura 41** se puede observar que los tres tipos de pulso QCF, CF-FM y FM presentan una distribución similar, por lo tanto no es una buena característica para discriminar entre tipos de pulsos.

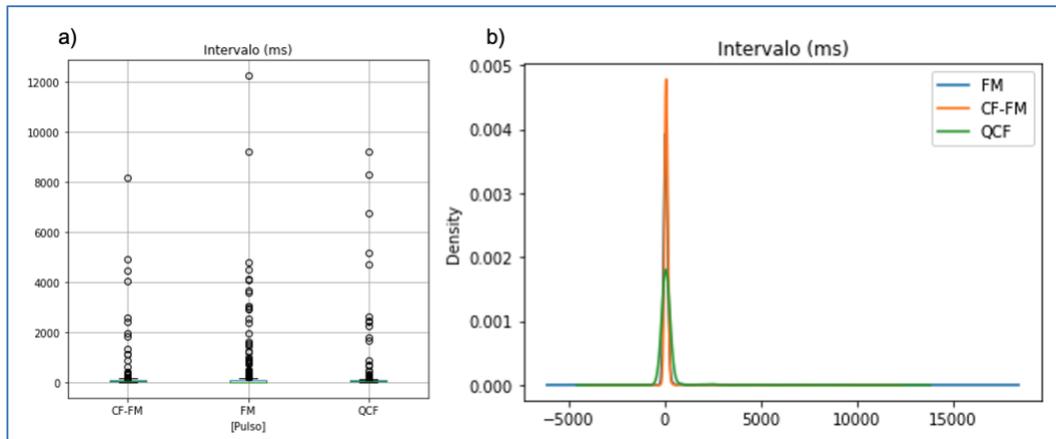


Figura 41. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica del intervalo para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

En la **Tabla 37** se presentan los valores estadísticos para la etiqueta fases y en la **Figura 42** se puede observar que los tres tipos de pulso QCF, CF-FM y FM presentan una distribución similar, por lo tanto no es una buena característica para la etiqueta fases.

Tabla 37. Valores estadísticos para el intervalo por tipo de fase de forrajeo, los valores están expresados en kHz.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3,032	127,08	510,37	0,00	39,10	69,20	101,05	12278,00
Enfoque	706	28,93	150,33	0,00	10,43	14,00	21,58	2949,40
Terminal	666	17,13	148,72	0,00	5,73	6,70	7,90	3685,10

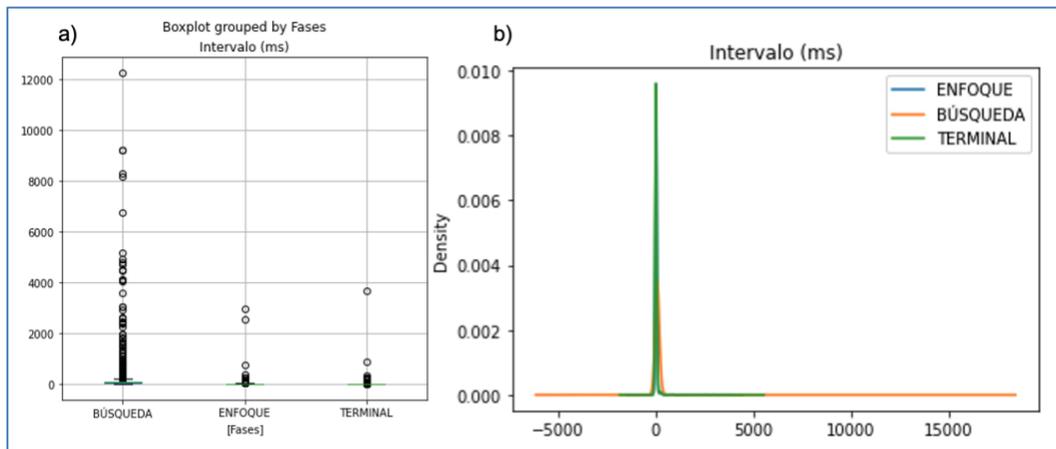


Figura 42. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la característica del intervalo para para etiqueta fase (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

Conjunto de características y meta-características automáticas

A continuación se presentan los resultados del análisis de estadística descriptiva para las distribuciones de los valores de las meta-características calculadas a las características espectrales de Mel y los Coeficientes Cepstrales de las Frecuencias de Mel (Mel Frequency Cepstral Coeficients MFCC), FFT, Chroma, Spectral Centroid, Spectral Bandwidth, Spectral Rolloff, Zero crossing rate y tempo, para el grupo de etiquetas de tipos de pulsos (QCF, CF-FM y FM) y fases (Búsqueda, Enfoque, Terminal), presentando los resultados numéricos y gráficos de la estadística descriptiva por medio de los valores de la media, desviación estándar, mínimo, máximo y cuartiles del 25%, 50% y 75%, y los diagramas de cajas y funciones empíricas de distribución de datos, donde en algunas características se puede apreciar diferencias entre las distribuciones de datos por etiqueta.

Escala de Mel

En la **Figura 4-6** se puede observar que la escala Mel se aplicó usando un banco de filtros pasa-banda de anchura constante distribuidos en un rango de una banda o frecuencias de límites, frecuencia mínima (frecMin) y frecuencia máxima (frecMax). Donde los valores son $frecMin = 15 \text{ KHz}$, $frecMax = 80 \text{ KHz}$ y el número de frecuencias = 10.

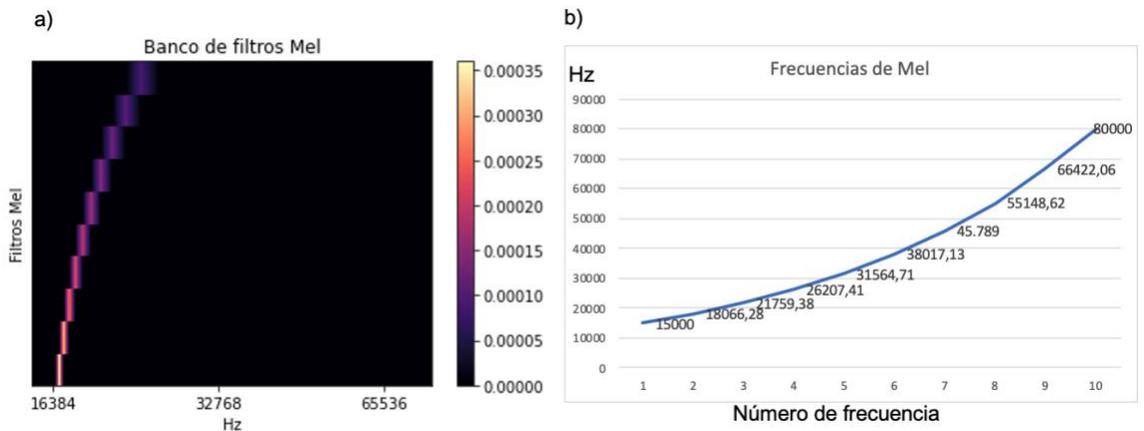


Figura 43. a) Banco de filtros Mel implementado; b) Equivalencia de frecuencias de Mel a Hz

En la **Figura 4-7** se puede observar el comparativo del fragmento de llamado de ecolocalización para un tipo de pulso FM, al cual se le aplica la escala Mel y el resultado de este donde visualmente se puede observar que la salida de la escala Mel tiene la misma distribución de potencias, con menos resolución.

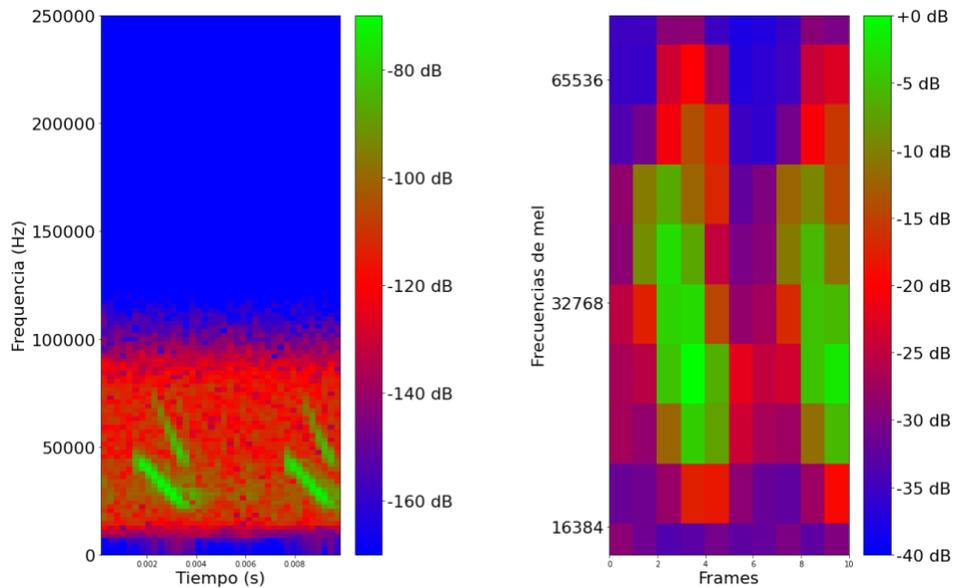


Figura 44. Implementación de la extracción de las frecuencias de Mel. a) Señal tipo FM filtrada, para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz b) Frecuencias de Mel para la señal tipo FM.

Con los resultados obtenidos de la aplicación de la escala Mel se calculó la siguiente meta-característica

$$Mels_{all}^9 max_n(m)$$

Esta meta-característica corresponde al número de la posición n de cuadro (*frame*) m de máximo valor de potencia de todos (*all*) los cuadros de la frecuencia 9 de Mel que corresponde a 66.422,06 Hz. En la **Tabla 4-6** se presenta los valores estadísticos para las etiquetas por tipos de pulso:

Tabla 38. Valores estadísticos para $Mels_{all}^9 max_n(m)$ por tipos de pulso, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	6,96	1,31	0,00	6,00	7,00	8,00	14,00
FM	2.411	2,19	1,79	0,00	1,00	2,00	3,00	17,00
QCF	512	7,87	2,94	0,00	7,75	9,00	10,00	12,00

En la **Figura 4-8** se puede observar que para el tipo de pulso FM presenta mayor cantidad de datos atípicos, relacionados con valores de potencia altos en los cuadros mayores a 3, mientras que para los otros pulsos los valores atípicos están asociados a los primeros y últimos cuadros, ya que sus mayores potencias están en los cuadros 6 a 8 para los pulsos CF-FM, y de 7,75 a 10 para los pulsos QCF, sin embargo para el tipo de pulso CF-FM presenta solapamiento con el tipo de pulso QFM, debido al componente CF de los pulsos que pueden presentar el valor máximo de potencia en el mismo cuadro.

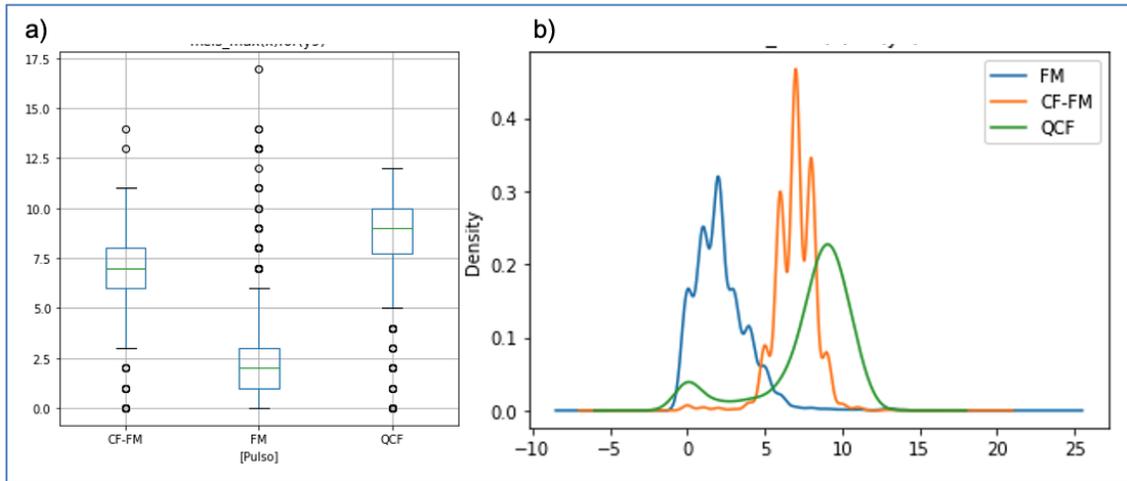


Figura 45. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la meta-característica $Mels^9_{all}max_n(m)$ para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF).

En la **Tabla 39** se presentan los valores estadísticos para la etiqueta fases y en la **Figura 46** se puede observar que para la fase terminal los frames que presentan la mayor cantidad de potencia están entre el frame 0 y 2, ya que esta fase solo está compuesta por pulsos de tipo FM, mientras que para la fase de búsqueda los frame que presentan mayor energía están entre el rango de 3 a 8, ya que esta fase está compuesta por los tres tipos de pulso. La distribución de los datos de esta característica no permite realizar una identificación clara de los tipos de fase.

Tabla 39. Valores estadísticos para $Mels^9_{all}max_n(m)$ por tipos de fases de forrajeo, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3,032	5,60	2,93	0,00	3,00	6,00	8,00	17,00
Enfoque	706	2,72	1,64	0,00	2,00	2,00	4,00	11,00
Terminal	666	1,05	0,83	0,00	0,00	1,00	2,00	4,00

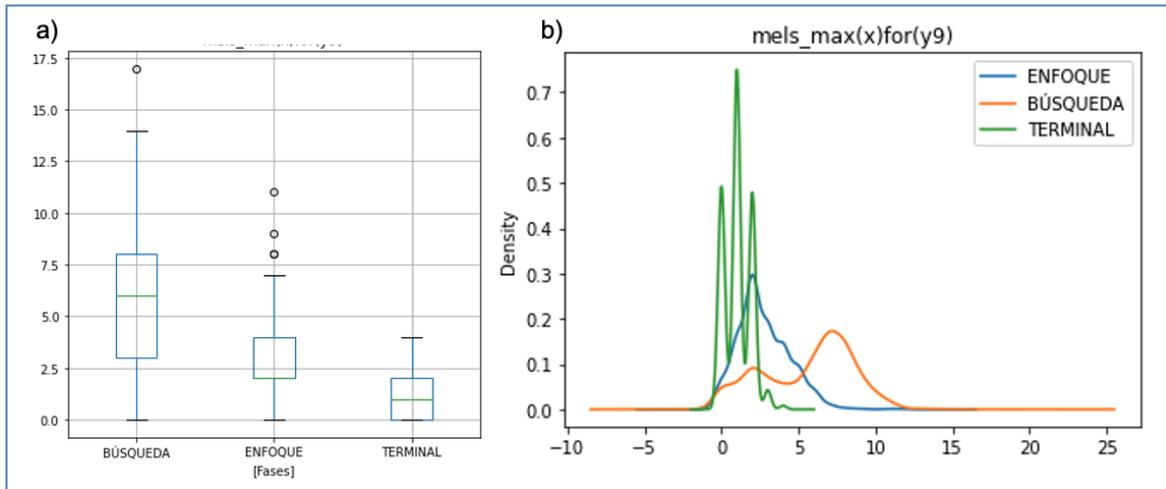


Figura 46. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la meta-característica $Mels_{all}^{9}max_n(m)$ para etiqueta fase (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

$MFCC_m^{all}ord_1(avg(q))$

Esta meta-característica se calcula a partir de los coeficientes MFCC, que para el presente trabajo se parametrizo en 10 coeficientes y corresponde al número de cuadro (0-20) de la posición 1 ordenado descendientemente por el valor promedio de la potencia de todos (*all*), coeficientes q . En la **Tabla 4-7** se presenta los valores estadísticos para las etiquetas por tipos de fases

Tabla 40. Valores estadísticos para la meta-característica $MFCC_m^{all}ord_1(avg(q))$ por tipo de fase, los valores no tienen unidad ya que corresponden a una posición o número del cuadro

Fases	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	11,19	2,87	2,00	10,00	11,00	13,00	20,00
Enfoque	706	5,96	1,94	2,00	5,00	6,00	7,00	13,00
Terminal	666	3,29	0,86	1,00	3,00	3,00	4,00	10,00

En la **Tabla 4-7** y **Figura 4-9** se puede observar que para la fase terminal la mayor energía está concentrada en los cuadros 3 y 4, para la fase de búsqueda se puede observar que los cuadros de mayor energía son los del 10 al 13, y para la fase de búsqueda los cuadros donde está concentrada la mayor energía son del 5 al 7. También se puede observar que para la fase terminal la dispersión de los datos es menor, esto debido a que esta fase está compuesta solo por pulsos de tipo FM, de corta duración, mientras que en las fases de búsqueda y de enfoque están compuestas por los tres tipos de pulsos, otro aspecto importante es que la fase de búsqueda es visualmente diferenciable de la fase terminal, a pesar que en esta fase existen pulsos FM con la particularidad que su duración es mayor a los pulsos FM de la fase Terminal, finalmente la fase de enfoque presenta solapamiento en la distribución debido a que está compuesta por pulsos mayoritariamente FM, de mayor duración que los de la fase terminal.

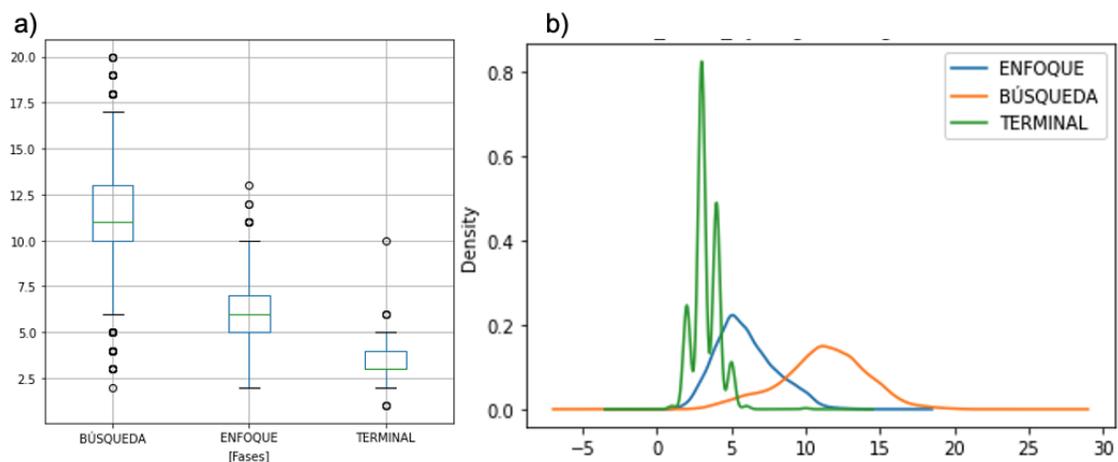


Figura 47. Diagrama de cajas (a) y distribución de probabilidad empírica (b) de la distribución de los datos para la meta-característica $MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ para etiqueta fase (Búsqueda, Enfoque, Terminal).

Transformada Rápida de Fourier FFT (del inglés Fast Fourier Transform)

Para la extracción de esta característica se realizó la FFT al fragmento de audio filtrado y se registraron las cuatro frecuencias de mayor energía, sin embargo para la frecuencia 1 fue la que presento visualmente una mejor distribución de los datos para los tipos de pulsos y fases. Con esta característica se busca estimar automáticamente la frecuencia de mayor

energía como una alternativa para tratar de estimar el valor de la frecuencia con mayor energía que hace manualmente la bióloga experta

En la **Tabla 41** se puede evidenciar que esta meta-característica permite diferenciar el tipo de pulsos QCF, mientras que los otros dos presentan una distribución de los datos similar.

Tabla 41. Valores estadísticos para la característica FFT_1 por tipo de pulso.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	44798,2	10137,8	18100,0	40692,3	42272,7	43900,0	74833,3
FM	2.411	39921,0	4860,9	19333,3	38400,0	40000,0	41666,7	73833,3
QCF	512	66422,9	14065,8	15757,6	70829,5	72111,1	73000,0	75222,2

En la **Tabla 41** y **Figura 48** se puede observar que los pulsos QCF presenta alta dispersión de los datos, sin embargo a nivel de distribución visualmente se puede diferenciar de los otros tipos de pulso, ya que los pulsos FM y CF-FM presenta distribuciones solapadas, esto se debe en gran medida al comportamiento FM que presentan los dos tipos de pulso.

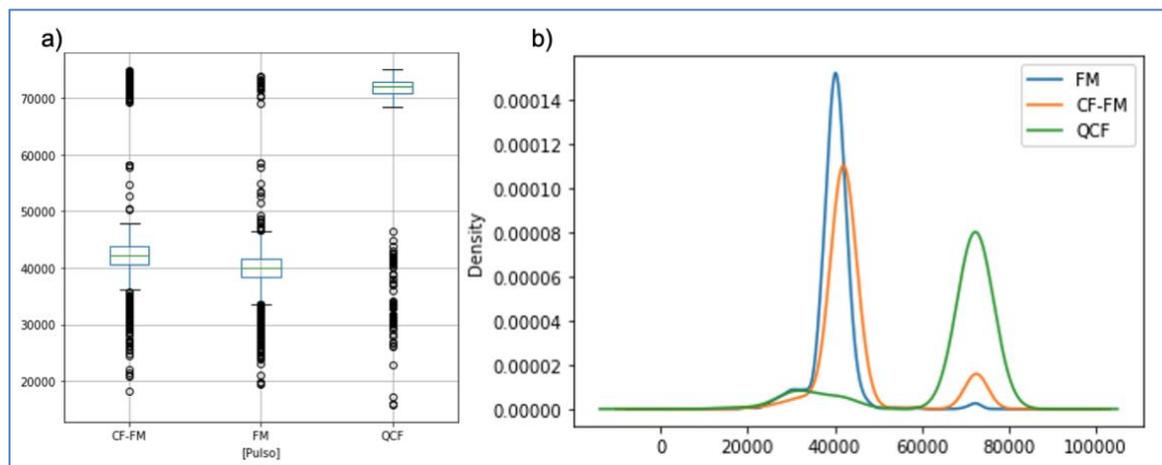


Figura 48. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica FFT_1 ; a) Diagrama de cajas para etiqueta pulso; b) Distribución de probabilidad para etiqueta pulsos.

En la **Tabla 42** y **Figura 49** se puede evidenciar que esta característica no permite identificar visualmente la diferencia entre las fases ya que la distribución de los datos presenta alto solapamiento, por tanto esta no es una característica discriminante.

Tabla 42 Valores estadísticos para la característica FFT_1 por tipo de fase

Fases	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	47009,1	13038,0	15757,6	40125,0	41933,3	44615,4	75222,2
Enfoque	706	39674,8	5231,1	20800,0	38166,7	39800,0	41200,0	73500,0
Terminal	666	39132,4	5154,2	19333,3	37333,3	39500,0	41500,0	72000,0

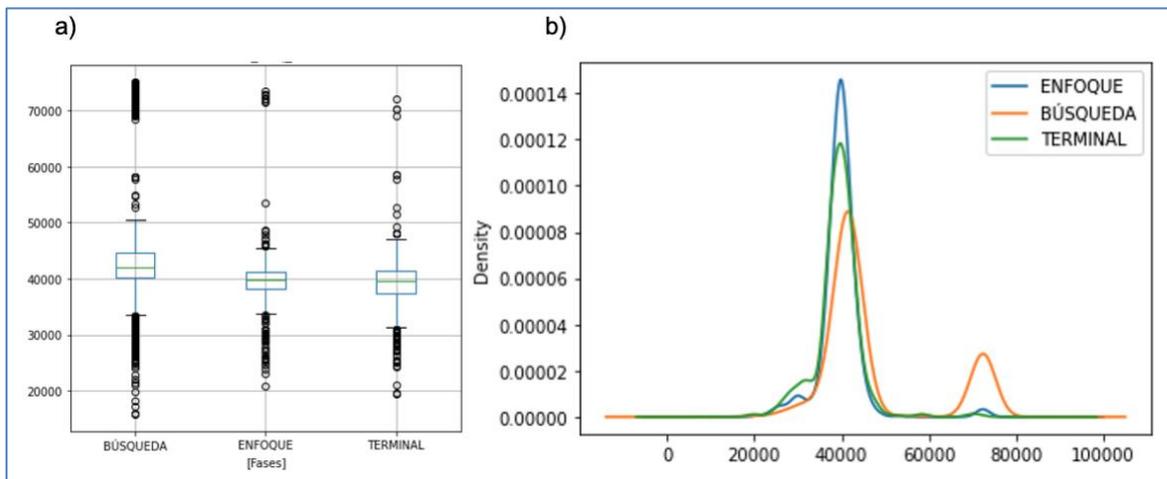


Figura 49 Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica FFT_1 ; a) Diagrama de cajas para etiqueta fase; b) Distribución de probabilidad para etiqueta fases.

Los Coeficientes Cepstrales de las Frecuencias de Mel (Mel Frequency Cepstral Coefficients MFCC)

Para la extracción de esta meta-característica se parametrizó la función para obtener diez (10) coeficientes MFCC.

Como se puede ver en la **Figura 50** a la señal de audio se le aplico un filtro pasa-banda para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz, con el fin de eliminar el ruido y los valores por fuera de la frecuencia de interes, sin embargo todo el rango de frecuencias fue usado para la extracción de los coeficientes, también se puede observar un cambio en la escala (dB), esto debido a que los coeficientes corresponden a la suma de la energía de las frecuencia de Mel.

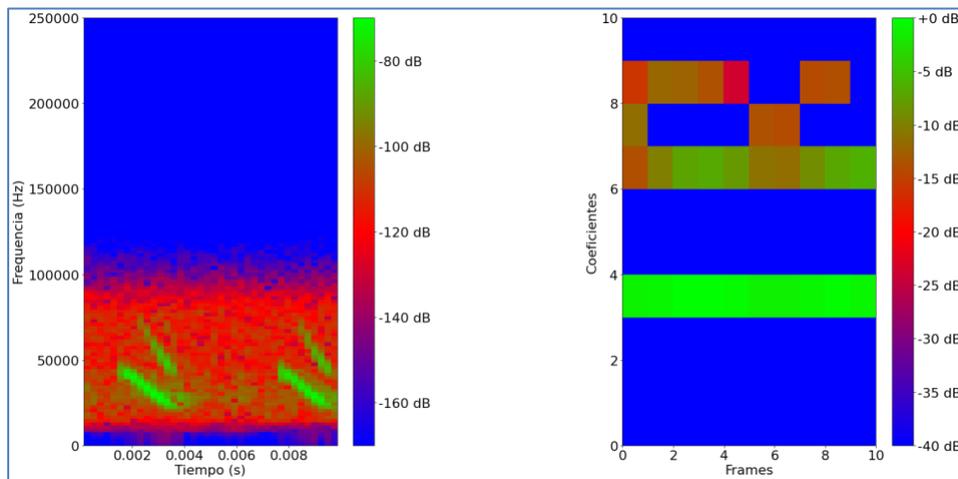


Figura 50. Implementación de la extracción los MFCC. a) Señal tipo FM filtrada seleccionada por pasa-banda para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz. b) MFCC para la señal tipo pulso FM.

Esta meta-característica se corresponde a la posición uno (1) de los valores q del fragmento de la señal de ecolocalización al realizar un ordenamiento de mayor a menor potencia y definir una posición en dicho ordenamiento, a partir de un vector compuesto por el número de cuadro en la posición 1 del coeficiente MFCC, ordenado descendientemente por el valor promedio de la potencia de todos (*all*) los cuadros (*frames*). En la **Tabla 43** se presenta los valores estadísticos para las etiquetas por tipos de pulso:

Tabla 43. Valores estadísticos para la característica $MFCC_m^{all}ord_1(avg(q))$ por tipo de pulso. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	12,07	1,82	3,00	11,00	12,00	13,00	20,00

FM	2.411	7,16	4,19	1,00	4,00	6,00	9,00	20,00
QCF	512	10,11	1,24	6,00	9,00	10,00	11,00	13,00

En la **Figura 51** se puede observar que la distribución de los frames (cuadros) de mayor potencia promedio para el tipo de pulso QCF están concentrados entre los frames 9 a 11 con una desviación estándar baja y sin datos atípicos; a diferencia de los otros dos pulsos que si presentan datos atípicos y la desviación estándar es mayor.

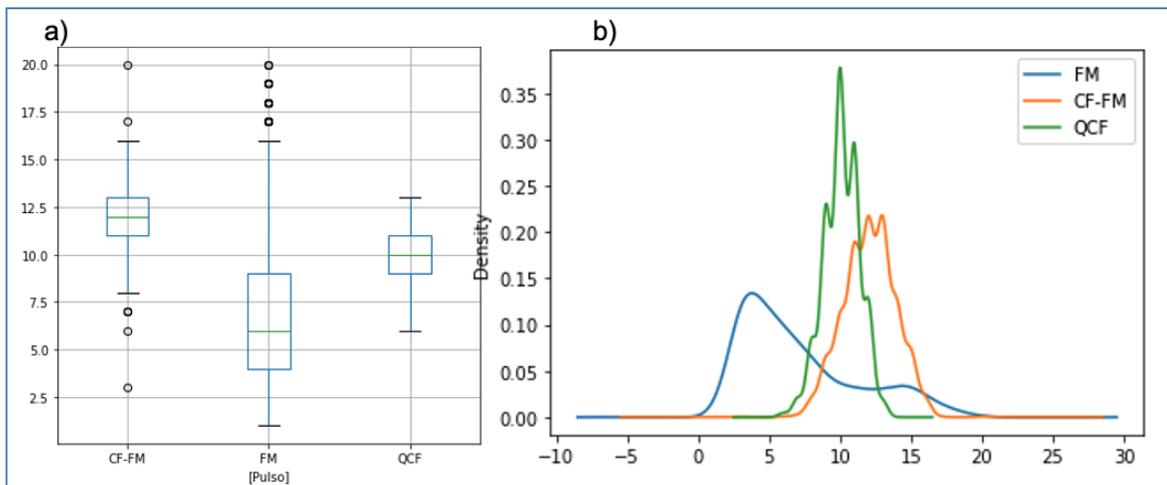


Figura 51. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica $MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$. a) Diagrama de cajas para etiqueta pulso. b) Distribución de probabilidad para etiqueta pulso.

En la **Figura 52** y **Tabla 44** se puede observar que para la fase terminal la mayor energía está concentrada en los frame (cuadros) 3 y 4, para la fase de búsqueda se puede observar que los frame de mayor energía son los del 10 al 13, para esta característica se puede observar la diferenciación de fases de búsqueda y terminal, esto debido a que la fase terminal es de corta duración por tanto su mayor energía está concentrada en los primeros cuadros, mientras que en la fase de búsqueda el pulso es de mayor duración y su concentración de energía está en los cuadros finales del pulso.

Tabla 44. Valores estadísticos para la característica $MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ por tipo de fase. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno

Fases	Cantida d	Medi a	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	

Búsqueda	3.032	11,19	2,87	2,00	10,00	11,00	13,00	20,00
Enfoque	706	5,96	1,94	2,00	5,00	6,00	7,00	13,00
Terminal	666	3,29	0,86	1,00	3,00	3,00	4,00	10,00

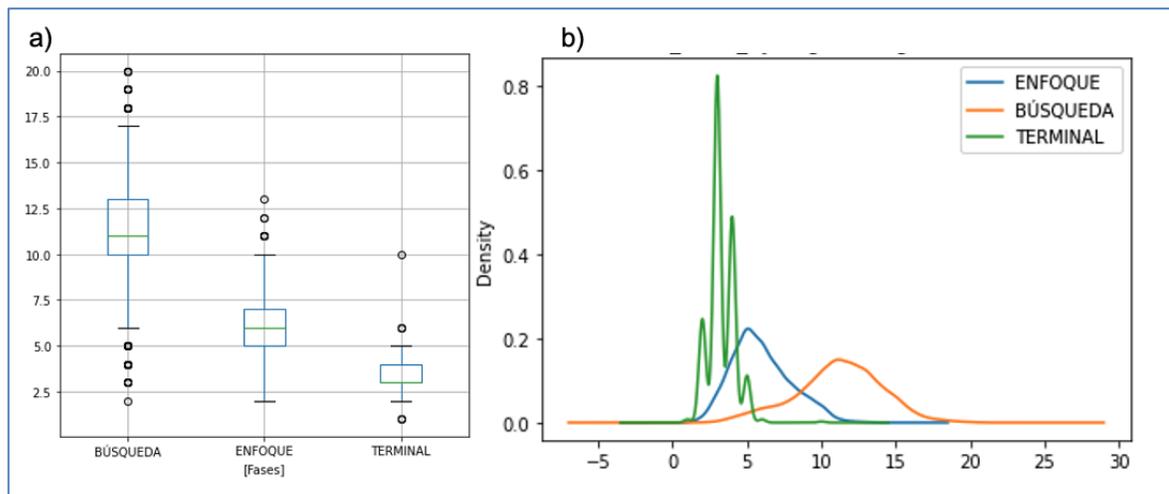


Figura 52. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica $MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$. a) Diagrama de cajas para etiqueta fases. b) Distribución de probabilidad para etiqueta fases.

MFCC-Delta

Para la extracción de esta meta-característica se parametrizó la función para obtener diez (10) coeficientes MFCC-Delta a partir de los coeficientes MFCC.

Como se puede ver en la **Figura 53** a la señal de audio se le aplico un filtro pasa-banda para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz, con el fin de eliminar el ruido y los valores por fuera de la frecuencia de interes, sin embargo todo el rango de frecuencias fue usado para la extracción de los coeficientes.

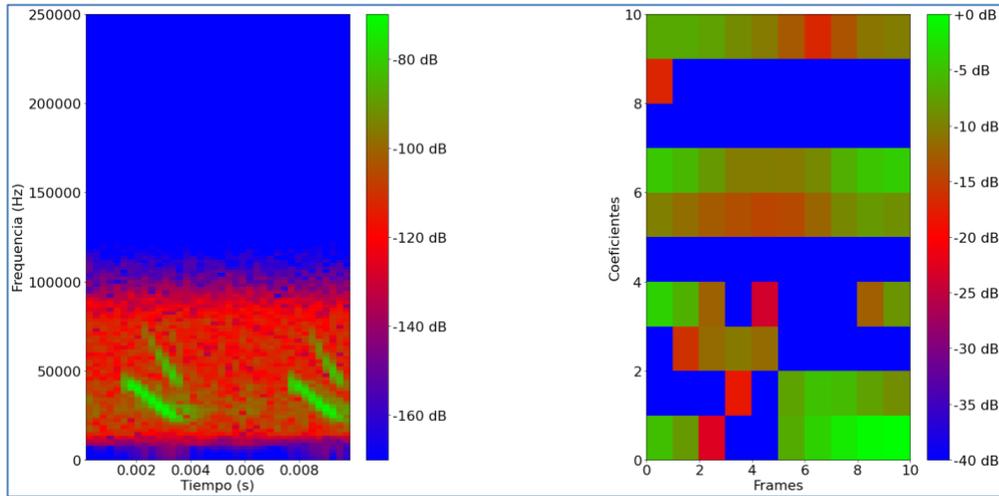


Figura 53. Implementación de la extracción los MFCC-Delta. a) Señal tipo FM filtrada por pasa-banda para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz. b) MFCC-Delta para la señal tipo de pulso FM.

Esta meta-característica se corresponde a la posición uno (1) de los valores q del fragmento de la señal de ecolocalización al realizar un ordenamiento de mayor a menor potencia y definir una posición en dicho ordenamiento, a partir de un vector compuesto por el número de cuadro en la posición 1 del coeficiente MFCC-Delta, ordenado descendientemente por el valor promedio de la potencia de todos (*all*) los cuadros (*frames*). En la **Tabla 45** se presenta los valores estadísticos para las etiquetas por tipos de pulso:

Tabla 45. Valores estadísticos para la característica $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ por tipo de pulso. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	10,09	1,78	1,00	9,00	10,00	11,00	18,00
FM	2.411	5,22	4,13	0,00	2,00	4,00	7,00	19,00
QCF	512	8,40	1,36	0,00	8,00	9,00	9,00	12,00

En la **Figura 54** se puede observar que para los tipos de pulso FM el rango de frame de mayor energía esta entre 2 y 7, mientras que para los otros dos tipos de pulso la mayor concentración de energía está en los frames del 8 al 11, esto debido a que los pulsos FM son de corta duración y generalmente los que tienen mayor duración corresponden a los

pulsos de las fases de búsqueda y enfoque, mientras que los pulsos QCF la mayor concentración de energía está en los frames (cuadros) 8 y 9 es decir al finalizar el pulso.

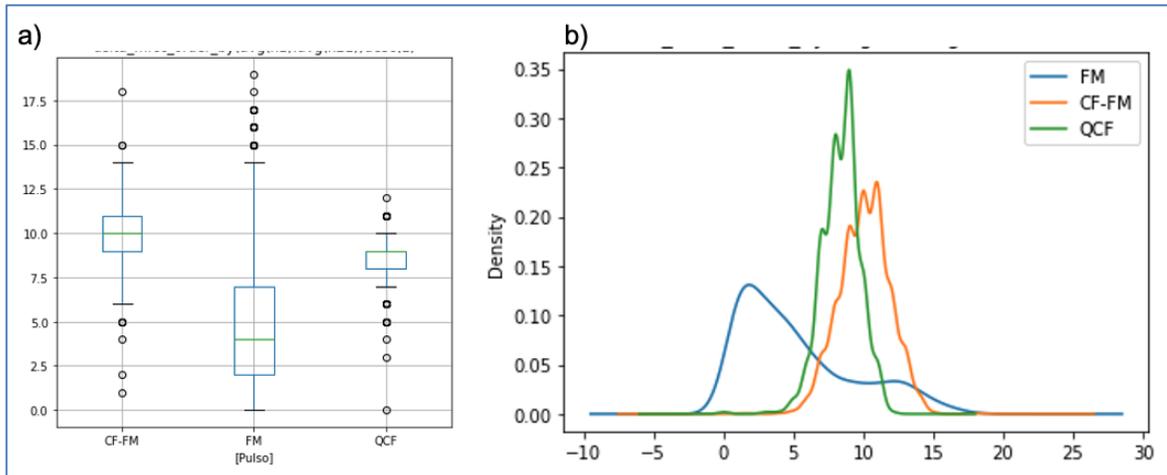


Figura 54. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$. a) Diagrama de cajas para etiqueta pulsos. b) Distribución de probabilidad para etiqueta pulsos.

En la **Tabla 46** y **Figura 55** se puede observar que para la fase terminal la mayor energía está concentrada en los frame (cuadros) 1 y 2, para la fase de búsqueda se puede observar que los frame de mayor energía son los del 8 al 11, para esta característica se puede observar la diferenciación en la distribución de los datos de las fases de búsqueda y terminal, esto debido a que la fase terminal es de corta duración por tanto su mayor energía está concentrada en los primeros cuadros, mientras que en la fase de búsqueda el pulsos es de mayor duración y su concentración de energía está en los cuadros finales del pulso, por otro lado comparando esta característica con la $MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ se observa que la concentración de energía se desplaza a los cuadros iniciales pasando de los cuadros 3-4 a los frame 1-2 para la fase terminal y para la fase de búsqueda paso de los cuadros 10-13 a 8-11.

Tabla 46. Valores estadísticos para la característica $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ por tipo de fase. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno

Fases	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	9,25	2,82	0,00	8,00	9,00	11,00	19,00

Enfoque	706	4,05	1,93	0,00	3,00	4,00	5,00	11,00
Terminal	666	1,41	0,94	0,00	1,00	1,00	2,00	9,00

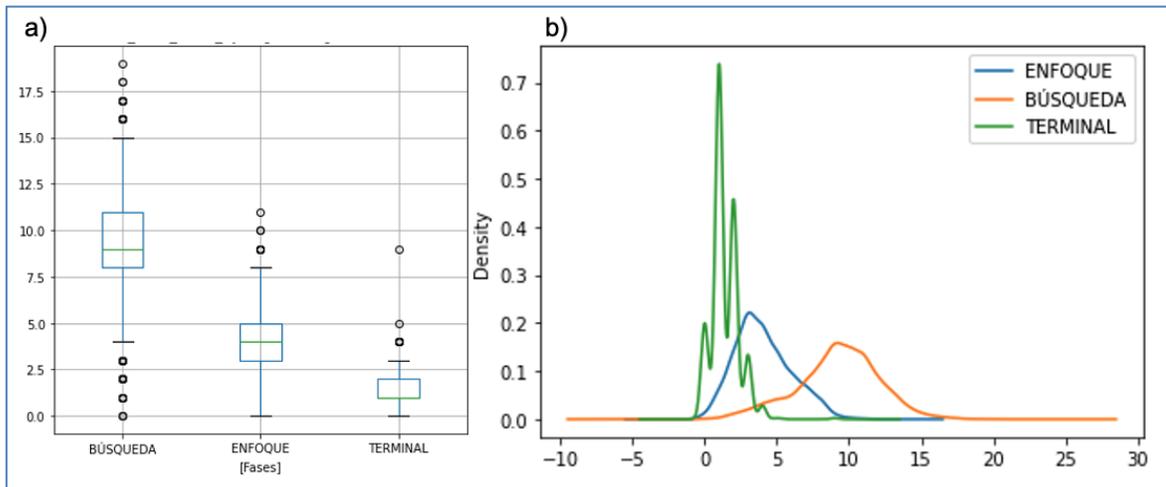


Figura 55 Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$. a) Diagrama de cajas para etiqueta fases. b) Distribución de probabilidad para etiqueta fase.

MFCC-Delta-Delta

Para la extracción de esta meta-característica se parametrizó la función para obtener diez (10) coeficientes MFCC-Delta-Delta a partir de los coeficientes MFCC.

Como se puede ver en la **Figura 56** que a la señal de audio se le aplicó un filtro pasa-banda para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz, con el fin de eliminar el ruido y los valores por fuera de la frecuencia de interés, sin embargo todo el rango de frecuencias fue usado para la extracción de los coeficientes, también se puede observar un cambio en la escala (dB), esto debido a que los coeficientes corresponden a la suma de la energía de las frecuencias de Mel.

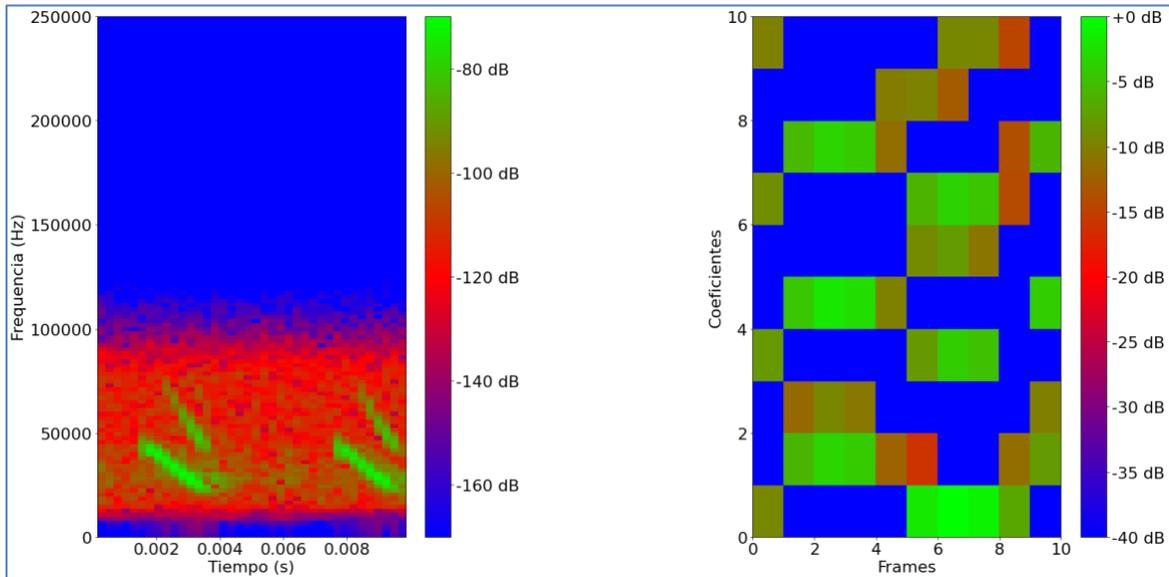


Figura 56. Implementación de la extracción los MFCC-Delta-Delta. a) Señal tipo FM filtrada, para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz. b) MFCC-Delta-Delta para la señal tipo FM.

Esta meta-característica se corresponde a la posición uno (1) de los valores q del fragmento de la señal de ecolocalización al realizar un ordenamiento de mayor a menor potencia y definir una posición en dicho ordenamiento, a partir de un vector compuesto por el número de cuadro en la posición 1 del coeficiente MFCC-Delta-Delta, ordenado descendientemente por el valor promedio de la potencia de todos (*all*) los cuadros (*frames*). En la **Tabla 47** se presenta los valores estadísticos para las etiquetas por tipos de pulsos:

En la **Tabla 47** y **Figura 57** se puede observar que para el tipo de pulso FM la mayor concentración de energía esta entre los cuadros 0 al 5, comparado con las demás características $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ y $MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$, este efecto también se presenta en los demás tipos de pulso, lo que hace que se mantenga la misma forma de distribución los datos, pero concentrada en los primeros.

Tabla 47. Valores estadísticos para la meta-característica $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ por tipos de pulso. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	7,918	1,762	0	7	8	9	15

FM	2.411	3,345	3,888	0	0	2	5	16
QCF	512	6,104	1,279	1	5	6	7	9

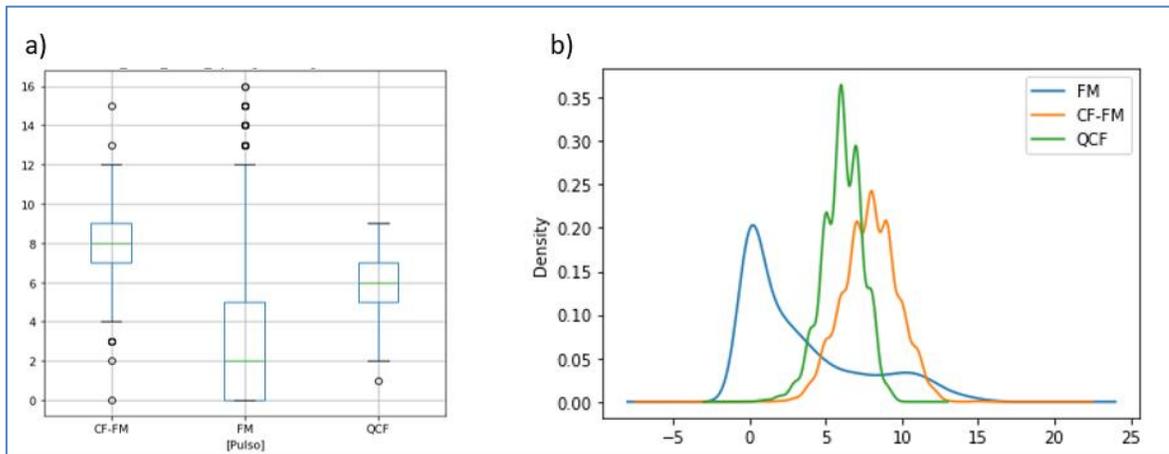


Figura 57. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$. a) Diagrama de cajas para etiqueta pulsos. b) Distribución de probabilidad para etiqueta pulso.

En la **Tabla 48** y **Figura 58** se puede observar que para la fase Terminal la energía está concentrada en el cuadro cero (0), comparado con las demás características $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ y $MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$, se observa que la energía se está concentrando en los primeros cuadros, este efecto también se presenta en los demás tipos de fase.

Tabla 48. Valores estadísticos para la característica $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$ por tipo de fase. Esta característica no presenta unidades ya que corresponde al número de frame (cuadro) de la posición uno

Fases	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	7,072	2,808	0	5	7	9	16
Enfoque	706	2,01	1,804	0	1	2	3	9
Terminal	666	0,084	0,358	0	0	0	0	6

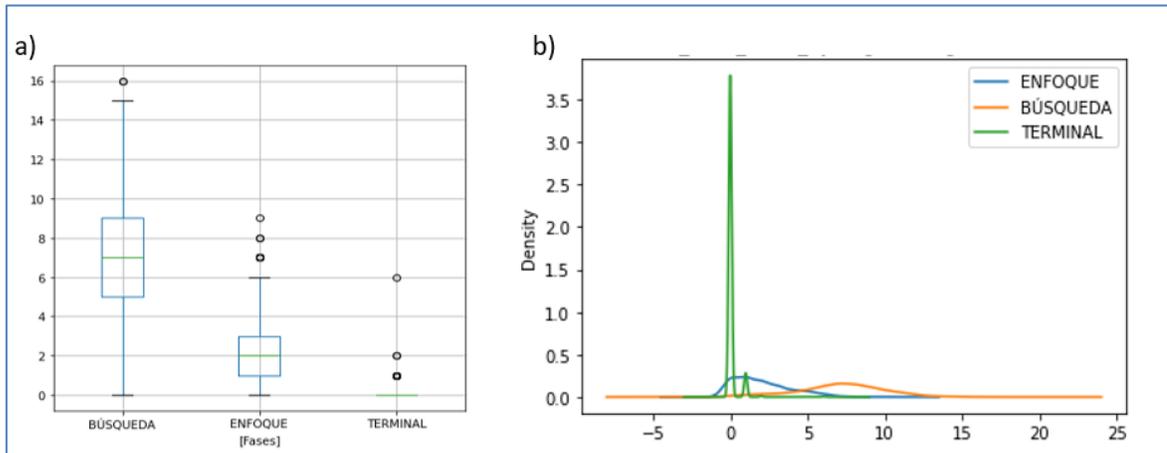


Figura 58. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica $\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$. a) Diagrama de cajas para etiqueta fases. b) Distribución de probabilidad para etiqueta fase.

Chroma STFT

Para la extracción de esta meta-característica se parametrizó la función para obtener diez 12 tonos por cada cuadro.

Como se puede ver en la **Figura 59** a la señal de audio se le aplicó un filtro pasa-banda para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz, con el fin de eliminar el ruido y los valores por fuera de la frecuencia de interés, sin embargo todo el rango de frecuencias fue usado para la extracción de los coeficientes, también se puede observar un cambio en la escala (dB), esto debido a que cada tono suma la energía de las frecuencias que hacen parte del mismo chroma.

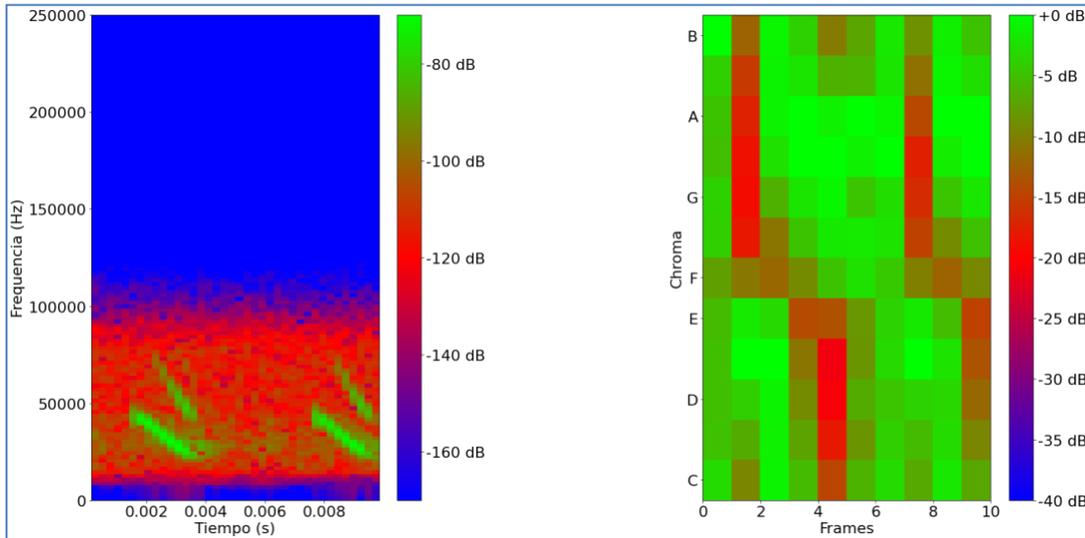


Figura 59. Implementación de la extracción del Chroma STFT. a) Señal tipo FM filtrada, para el rango de frecuencias de 15 KHz a 80KHz. b) Chroma STFT para la señal tipo FM.

Esta meta-característica se corresponde a un vector compuesto por el promedio de potencia de todos (*all*) los cuadros m para el tono número 4 (E), los valores están normalizados en la escala de 0 a 1. En la **Tabla 49** se presenta los valores estadísticos para las etiquetas por tipos de pulso

En la **Tabla 49** y **Figura 60** se puede observar visualmente que esta característica no permite identificar los tipos de pulso por su distribución de los datos, sus valores de media y desviación estándar son muy similares para las tres clases.

Tabla 49. Valores estadísticos para la característica $Chroma_STFT_{all}^4(m)$ por tipo de pulso. Los valores de potencia (dB) están normalizados en la escala de 0 a 1.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	0,29	0,16	0,00	0,17	0,28	0,40	0,92
FM	2.411	0,48	0,21	0,00	0,33	0,45	0,63	1,00
QCF	512	0,20	0,16	0,00	0,08	0,16	0,29	0,84

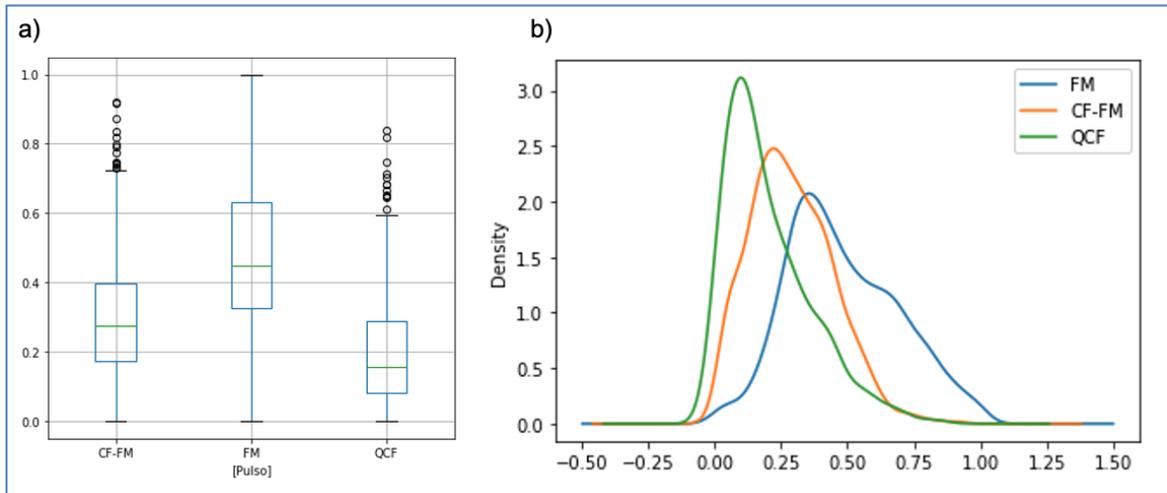


Figura 60. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica $Chroma_STFT^4_{all} avg(m)$. a) Diagrama de cajas para etiqueta pulsos. b) Distribución de probabilidad para etiqueta pulso.

En la **Tabla 50** y **Figura 61** se puede observar visualmente que esta característica no permite identificar los tipos de fases por su distribución de los datos, sin embargo para las fases de búsqueda y terminal se puede observar menos solapamiento de las distribuciones.

Tabla 50. Valores estadísticos para la característica $Chroma_STFT^4_{all} avg(m)$ por tipos de fase. Los valores de potencia (dB) están normalizados en la escala de 0 a 1.

Fases	Cantidad	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25 %	50 %	75 %	
Búsqueda	3.032	0,30	0,16	0,00	0,19	0,30	0,41	0,97
Enfoque	706	0,51	0,19	0,00	0,38	0,52	0,64	1,00
Terminal	666	0,62	0,23	0,00	0,49	0,67	0,79	1,00

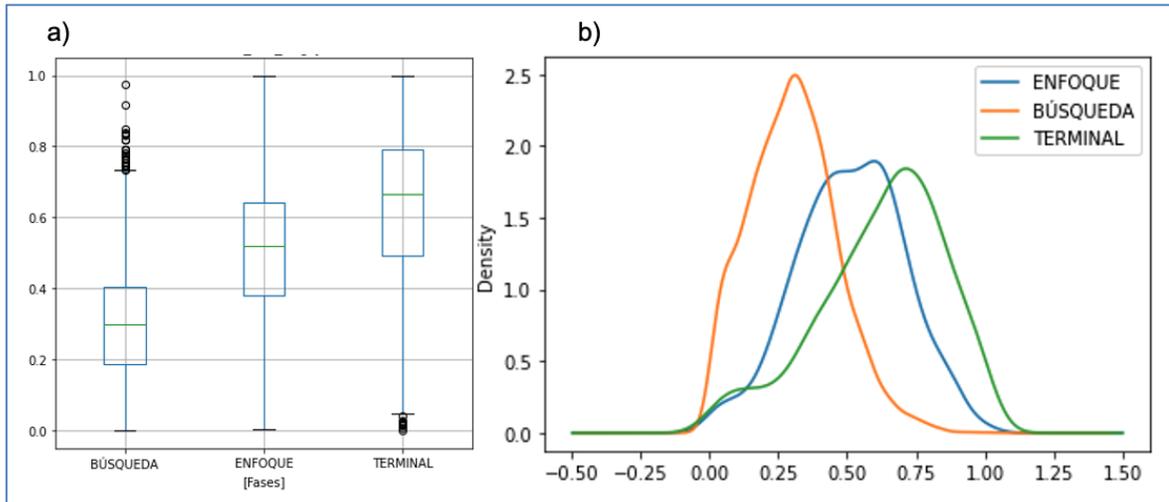


Figura 61. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica $Chroma_STFT^4_{avg}(m)$. a) Diagrama de cajas para etiqueta fases. b) Distribución de probabilidad para etiqueta fase.

Spectral Centroid

Esta característica es un promedio del valor del "centro de masa" de cada cuadro de la señal, el cual es calculado como la media ponderada de las frecuencias presentes en el cuadro. Es decir cada cuadro del espectrograma de magnitud se normaliza y se trata como una distribución en intervalos de frecuencia, de los cuales se extrae la media (centroide). En la **Figura 62** se puede observar el valor del centroide para cada cuadro de la señal de tipo de pulso FM.

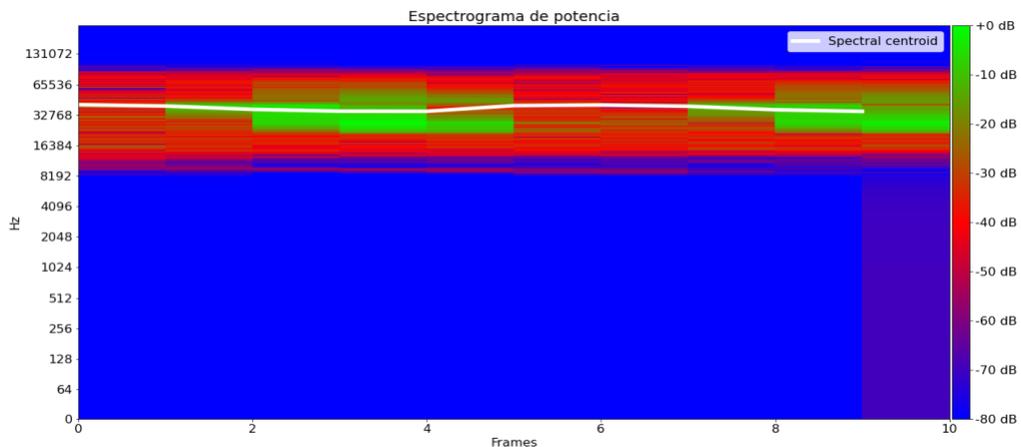


Figura 62. *Spectral Centroid* para el espectrograma de potencia del tipo de pulso FM.

En la **Tabla 51** y **Figura 63** se puede observar visualmente que esta característica no permite identificar naturalmente los tipos de pulso (CF-FM-QCF-FM) por que tienen un alto solapamiento de los datos, sin embargo los tipos de pulso QCF y FM presentan mayor diferencia en sus valores de mediana y dispersión por lo que se puede hacer una diferenciación de estos dos tipos de pulso (QCF y FM), mientras que el tipo de pulso CF-FM esta solapado entre los pulsos QCF y FM.

Tabla 51. Valores estadísticos para la meta-característica *spectral centroid* por tipos de pulso. Las unidades de esta característica están e Hz

Pulso	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	3.032	48167,8	4919,7	27130,6	45315,4	47761,0	50998,6	65040,5
FM	706	43505,3	2936,7	28171,4	41858,6	43648,6	45199,2	58725,3
QCF	666	52119,8	7175,0	36395,4	47103,7	51850,2	56992,1	69776,1

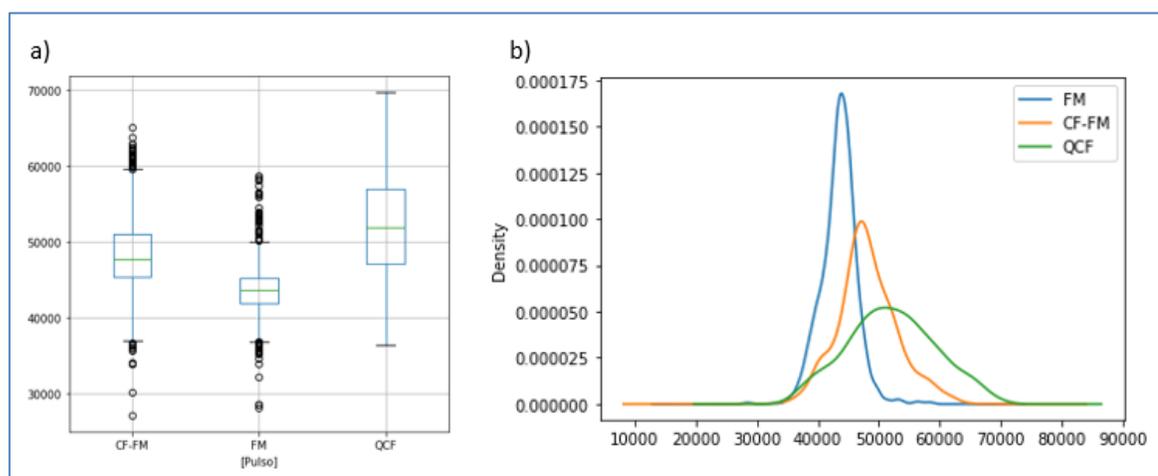


Figura 63. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica *spectral centroid*. a) Diagrama de cajas para etiqueta pulsos. b) Distribución de probabilidad para etiqueta pulso.

En la **Tabla 52** y **Figura 64** se puede observar visualmente que esta característica no permite identificar los tipos de fase por su distribución de los datos, sus valores de media y desviación estándar son muy similares para las tres clases. esta característica no fue

relevante para distinguir las etiquetas de las fases (búsqueda, enfoque y terminal) porque tenían alto solapamiento entre las distribuciones.

Tabla 52 Valores estadísticos para la característica *spectral centroid* por tipo de fase

Fases	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	47241,5	5663,5	27130,6	43514,0	46149,3	50208,3	69776,1
Enfoque	706	44172,3	3308,1	28619,1	42429,6	44271,6	46240,2	64503,6
Terminal	666	42779,6	2790,4	28171,4	41097,8	43054,9	44362,4	58725,3

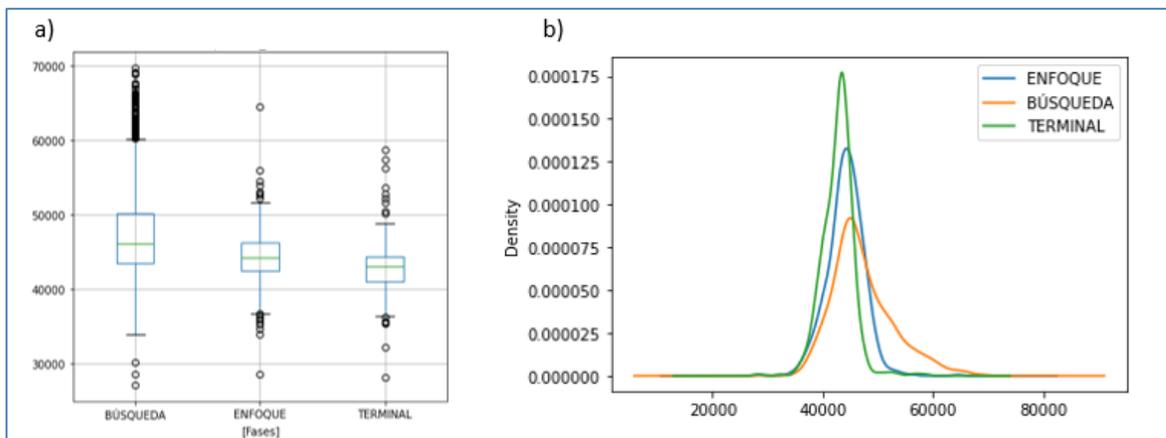


Figura 64 Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica *spectral centroid* ; a)Diagrama de cajas para etiqueta fases; b)Distribución de probabilidad para etiqueta fase.

Spectral Bandwidth

Esta característica es un promedio del valor del ancho de banda alrededor de la frecuencia central de cada cuadro de la señal. En la **Figura 65** se puede observar el valor del centroide para cada cuadro de la señal de tipo de pulso FM.

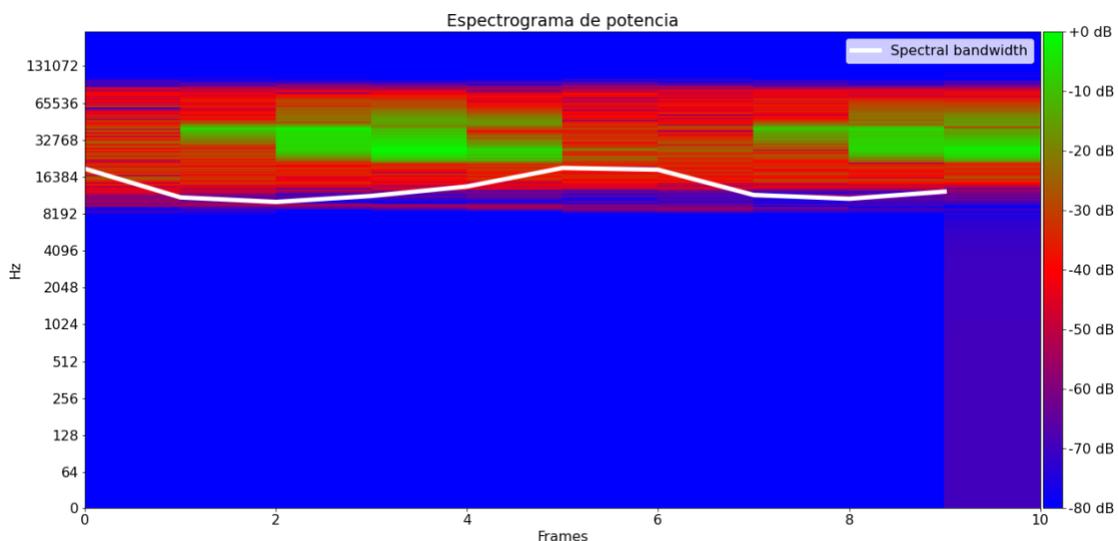


Figura 65. *Spectral Bandwidth* para el espectrograma de potencia del tipo de pulso FM.

En la **Tabla 53** y **Figura 66** se puede observar que para el tipo de pulso QCF los valores de media y desviación estándar son diferenciables con respecto a los otros dos pulsos, mientras que la distribución de los datos para los tipos de pulsos CF-FM y FM están solapadas, esto debido al comportamiento FM de los dos pulso.

Tabla 53. Valores estadísticos para la meta-característica *Spectral_Bandwidth* por tipo de pulso. Los valores están en Hz

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	14555,6	2333,4	7002,3	13020,8	14622,4	16152,1	21159,2
FM	2.411	14239,7	2584,0	5816,1	12569,6	14342,6	15788,4	26100,0
QCF	512	18852,0	2553,0	8996,6	17359,9	19572,8	20744,6	22649,0

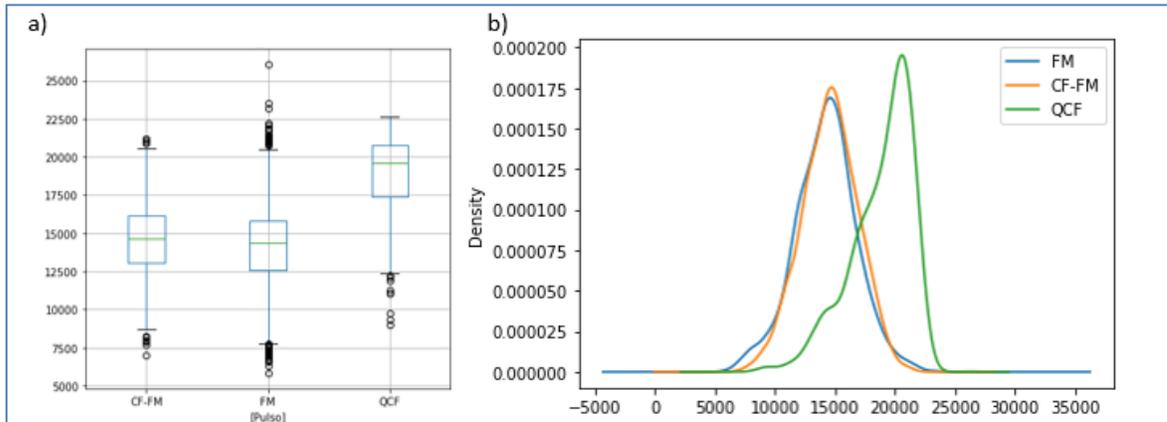


Figura 66. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica *Spectral_Bandwidth*. a) Diagrama de cajas para etiqueta pulsos. b) Distribución de probabilidad para etiqueta pulso.

En la **Tabla 54** y **Figura 67** se puede observar visualmente que esta característica no permite identificar los tipos de fase por su distribución de los datos, sus valores de media y desviación estándar son muy similares para las tres clases (Búsqueda, Enfoque y Terminal).

Tabla 54 Valores estadísticos para la característica *Spectral_Bandwidth* por tipos de fase Los valores están en Hz

Fases	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	14867,8	3083,6	5816,1	12782,4	14721,4	16753,1	22649,0
Enfoque	706	14270,0	2081,3	7273,0	12897,8	14221,2	15526,1	21726,1
Terminal	666	15596,2	2519,9	6635,0	14020,5	15402,8	17091,5	26100,0

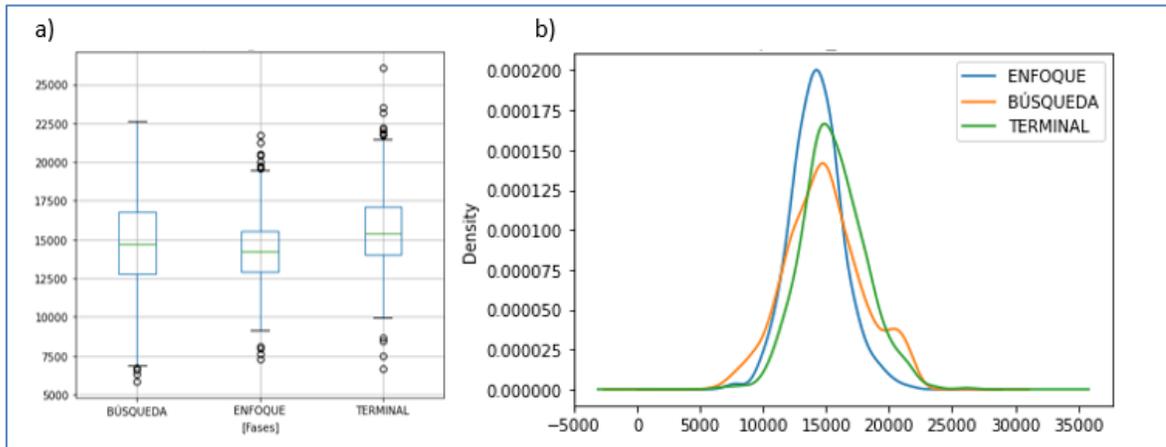


Figura 67 Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica *Spectral Bandwidth* ; a)Diagrama de cajas para etiqueta fase; b)Distribución de probabilidad para etiqueta fase.

Spectral rolloff

Esta característica es un promedio del valor de la frecuencia central del cuadro donde al menos el 80% de la energía este contenida en esta frecuencia o frecuencias inferiores. En la **Figura 68** se puede observar el valor del *Spectral rolloff* para el 50% y 80% de la energía para cada cuadro de la señal de tipo de pulso FM.

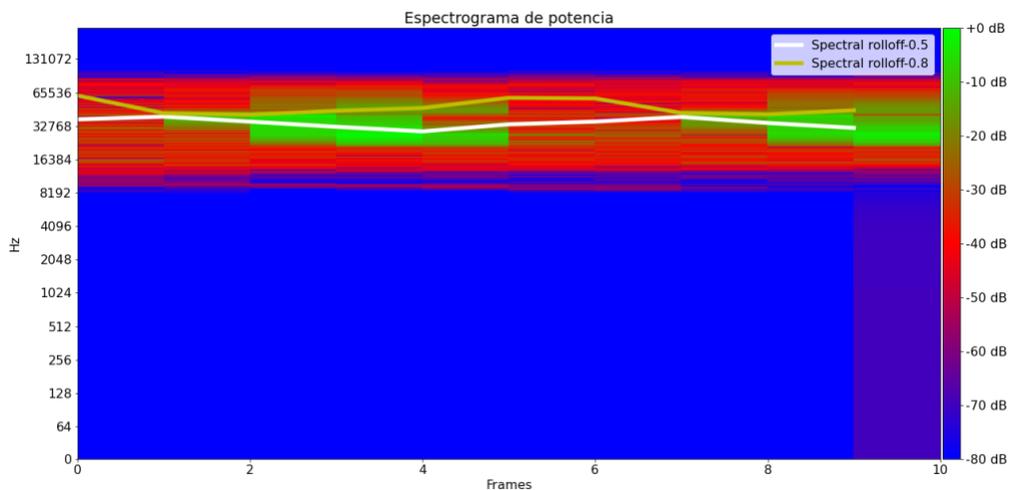


Figura 68. *Spectral rolloff* para el 50% y 80% para el espectrograma de potencia del tipo de pulso FM.

En la **Tabla 55** y **Figura 69**, se puede observar que para el tipo de pulso QCF los valores de frecuencia con más del 80% de la energía están entre el rango de frecuencias de 70KHz y 72KHz, con algunos valores atípicos. Para los pulsos FM los valores de frecuencias están entre los 49KHz y 55KHz y finalmente para los tipos de pulso CF-FM las frecuencias están entre el rango de 56KHz y 63KHz. Se puede apreciar visualmente que esta meta-característica permite identificar los tipos de pulso por su distribución de los datos.

Tabla 55. Valores estadísticos para la meta-característica *Spectral Rolloff* por tipos de pulso. Las unidades están en Hz

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	59118,63	5402,1	27432,5	56321,3	59895,8	62548	72583,0
FM	2.411	52162,87	4532,5	28662,1	49316,4	52337,6	54931,6	72021,5
QCF	512	67985,97	6471,9	36776,5	67632,5	70397,9	71626,9	74490

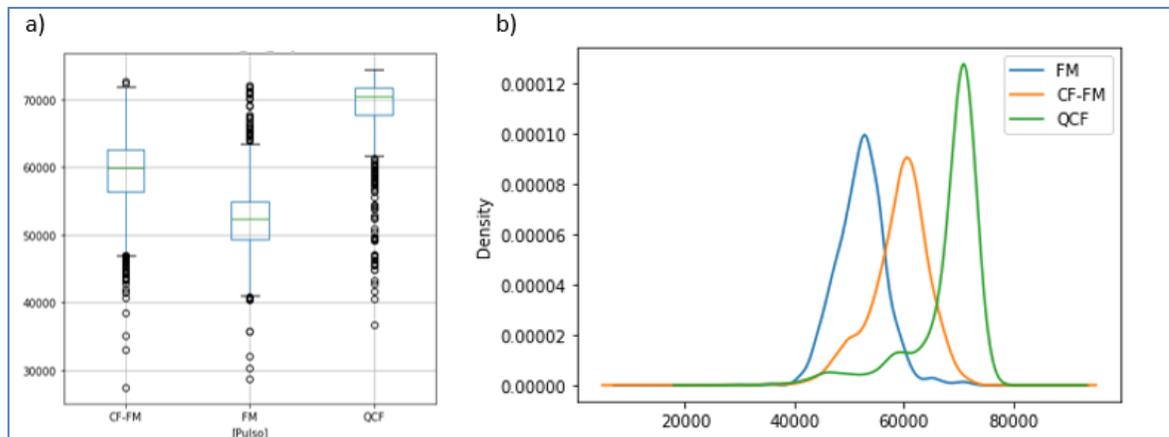


Figura 69. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica *Spectral Rolloff* – 0.8 80% de la energía. a) Diagrama de cajas para etiqueta pulsos. b) Distribución de probabilidad para etiqueta pulso.

En la **Tabla 56** y **Figura 70**, se puede observar visualmente que esta característica no permite identificar los tipos de fase por su distribución de los datos, sus valores de mediana y dispersión son muy similares para las tres clases solapándose su distribución en una

gran proporción, esto se podría deber a que las fases de búsqueda y enfoque contienen los tres tipos de pulso.

Tabla 56. Valores estadísticos para la meta-característica *Spectral Rolloff* – 0.8 por tipo. Las unidades están en Hz

Fases	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
Búsqueda	3.032	57721,6	7873,7	27432,5	51448,6	57373,0	62993,8	74490,0
Enfoque	706	54147,1	4902,6	30273,4	51223,8	54199,2	57325,7	72428,4
Terminal	666	52384,9	4352,4	28662,1	50003,1	52856,4	54968,3	72021,5

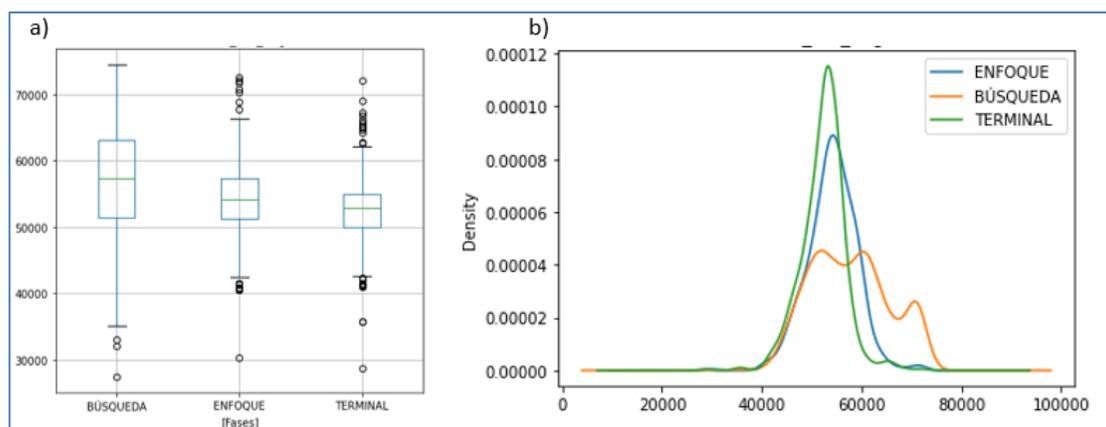


Figura 70. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica *Spectral Rolloff* – 0.8. a) Diagrama de cajas para etiqueta fase. b) Distribución de probabilidad para etiqueta fase.

Zero_crossing_rate

Esta característica es un promedio del valor del número de veces que la señal cambia de signo de positivo a negativo en el período de tiempo.

En la **Tabla 57** y **Figura 71**, se puede observar que para el tipo de pulso FM presenta menor solapamiento con el tipo de pulso QCF, mientras que el tipo de pulso CF-FM presenta solapamiento con los tipos de pulso QCF y FM.

Tabla 57. Valores estadísticos para la característica por tipo de fase. Esta característica no tiene unidades ya que es un promedio de un conteo.

Pulsos	Cantidad	Media	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	
CF-FM	1.481	0,191	0,025	0,09	0,174	0,194	0,21	0,248
FM	2.411	0,142	0,027	0,041	0,122	0,146	0,161	0,223
QCF	512	0,223	0,03	0,109	0,212	0,235	0,242	0,259

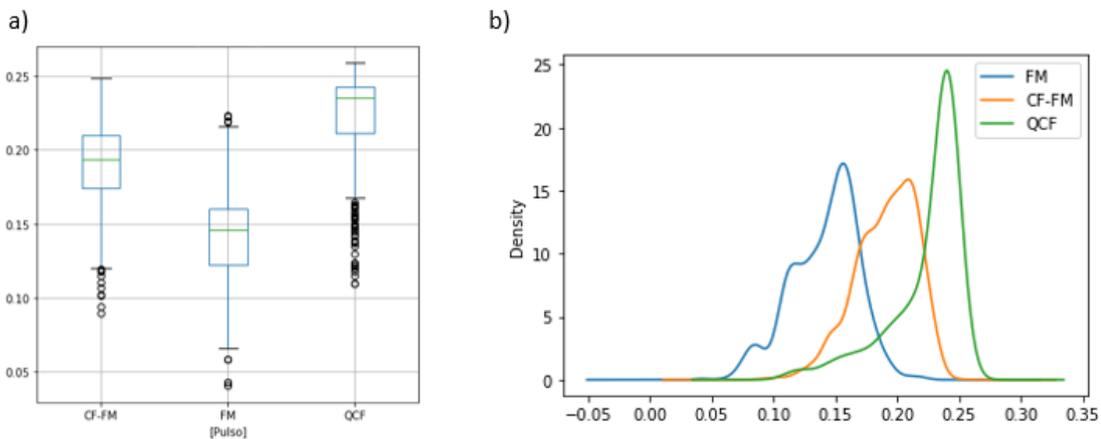


Figura 71 Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica *zero_crossing_rate* ; a)Diagrama de cajas para etiqueta pulsos; b)Distribución de probabilidad para etiqueta pulsos.

En la **Tabla 58** y **Figura 72**, se puede observar que los valores mas altos están asociados a la fase de búsqueda, mientras que los mas bajos a la fase terminal, por lo cual para esta meta-característica se tiene una buena diferenciación entre esas dos fases, mas no para la fase de enfoque. Este comportamiento podría estar asociado a la duración de los pulsos por cada fase.

Tabla 58. Valores estadísticos para la característica *zero_crossing_rate* por tipo de fase. Esta característica no tiene unidades ya que es un promedio de un conteo.

Fases	Cantidad	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Cuartiles			Máximo
					25%	50%	75%	

126 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

Búsqueda	3.032	0,184	0,033	0,078	0,158	0,180	0,210	0,259
Enfoque	706	0,148	0,026	0,059	0,133	0,148	0,163	0,250
Terminal	666	0,113	0,020	0,041	0,104	0,114	0,125	0,178

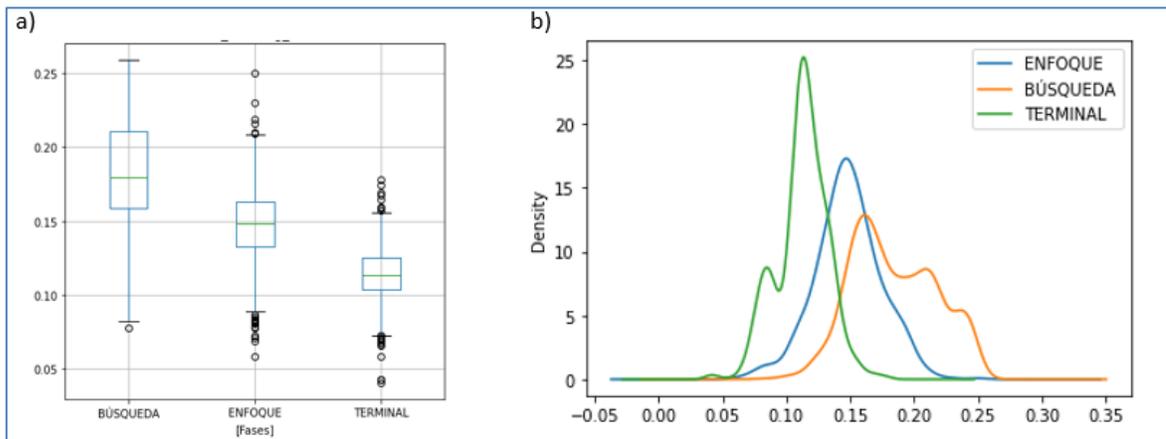


Figura 72. Diagrama de cajas y distribución de probabilidad, para la característica *zero_crossing_rate*. a) Diagrama de cajas para etiqueta fase. b) Distribución de probabilidad para etiqueta fase.

C. Selección de características discriminantes con Bosques Aleatorios (RF)

A continuación, se detalla los resultados al aplicar el diseño experimental para la selección de características usando el método supervisado de *Random Forest* donde se identifican los mejores parámetros y las características más discriminantes para cada experimento definido en la sección 3.5.1. del conjunto de datos.

Resultados para el experimento pt_600

En este experimento se utilizó la totalidad de las características (600) para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF). En la **Tabla 59**, se puede ver el detalle de cada uno de los valores explorados para cada uno de los parámetros del algoritmo de RF y se puede identificar la combinación de parámetros que generó mejores resultados para este conjunto de datos en la fase de validación cruzada de 5 particiones de los datos de entrenamiento.

Tabla 59. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos pt_600.

Parámetro	Valores explorados	Mejor valor
n_estimators	[200, 800, 1000, 1200, 1300, 1500, 2000]	1000
max_features	[sqrt, None]	None
max_depth	[200, 800, 1000, 1200, 1300, 1500, 2000]	1000
min_samples_split	[1, 3, 4, 5, 6, 7]	5
min_samples_leaf	[1, 3, 4, 5, 6]	6

En la **Tabla 60** se detalla el resultado de los valores de la matriz de confusión, para el conjunto de datos de prueba, usando el algoritmo RF con los valores de parámetros que se identificaron como mejores, y en la **Tabla 61** se puede observar las medidas de desempeño de evaluación de clasificación calculados a partir de los valores de la matriz de confusión.

Tabla 60. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos pt_600.

		Valor predicho		
		Pulsos	CF-FM	FM
Valor Verdadero	CF-FM	429	18	2
	FM	13	723	0
	QCF	0	0	137
	Pulsos			

Tabla 61. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos pt_600.

Clases	Precisión	Recall	F1-score
CF-FM	0,97	0,96	0,96
FM	0,98	0,98	0,98
QCF	0,99	1,00	0,99
Exactitud (Accuracy)			0,98
Macro avg	0,98	0,98	0,98
Weighted avg	0,97	0,98	0,97

En la **Figura 73** se observa el resultado comparativo de la matriz de confusión para los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha) del algoritmo RF con los mejores parámetros.

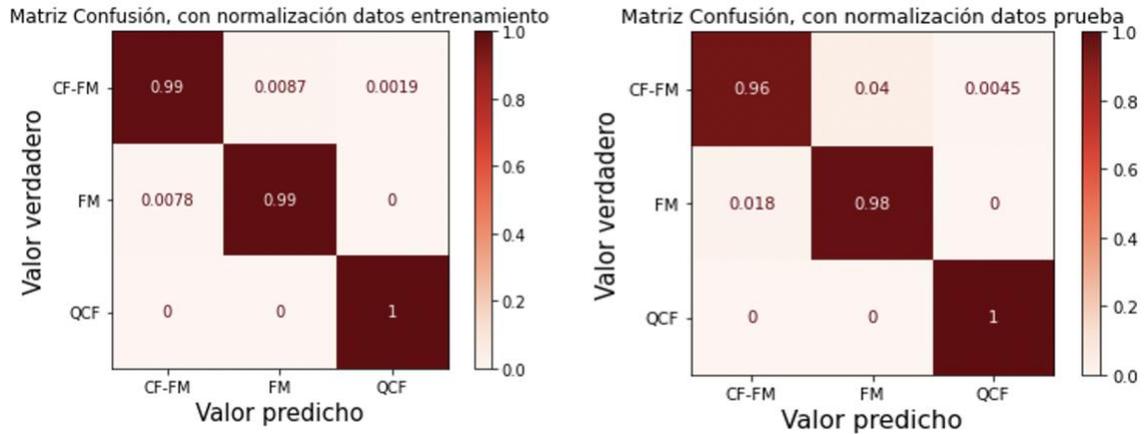


Figura 73. Matriz de confusión de los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha) para el experimento con el conjunto de datos pt_600.

En la **Tabla 62** se detalla el resultado de las características más importantes identificadas para el experimento con el conjunto de datos pt_600. Con esto se logra reducir la dimensionalidad pasando de 600 características a solo las seis más discriminantes.

Tabla 62. Características más relevantes para discriminar entre tipos de pulsos identificadas para el experimento con el conjunto de datos pt_600.

Características	Importancia
$Mels_{all}^9 max(m)$	0,57
Frecuencia final (kHz)	0,15
Frecuencia mínima (kHz)	0,15
Frecuencia inicial (kHz)	0,03
Frecuencia máxima (kHz)	0,03
Frecuencia pico (kHz)	0,01

Resultados para el experimento pa_592

En este experimento se utilizó la totalidad de las características que se calcularon de manera automática (592) para las etiquetas de tipos de pulso (CF-FM, FM, QCF), donde en la **Tabla 63**, se puede ver el detalle de cada uno de los valores explorados para cada uno de los parámetros del algoritmo de RF y se puede identificar la combinación de parámetros que generó mejores resultados para este conjunto de datos en la fase de validación cruzada de 5 particiones de los datos de entrenamiento.

Tabla 63. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos pa_592.

Parámetro	Valores explorados	Mejor valor
n_estimators	[20, 50, 80, 100, 120, 220, 300, 320, 450, 500, 1000]	100
max_features	[sqrt, None']	None
max_depth	[5, 10, 12, 13, 14, 15, 17, 19, 20, 50, 100]	10
min_samples_split	[1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9]	3
min_samples_leaf	[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]	2

En la **Tabla 64** se detalla el resultado de los valores de la matriz de confusión, para el conjunto de datos de prueba, usando el algoritmo RF con los valores de parámetros que se identificaron como mejores, y en la **Tabla 65** se puede observar las medidas de desempeño de evaluación de clasificación calculados a partir de los valores de la matriz de confusión.

Tabla 64. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos pa_592.

		Valor predicho		
		Pulsos	CF-FM	FM
Valor Verdadero	CF-FM	420	25	4
	FM	31	701	4
	QCF	4	4	129

Tabla 65. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos pa_592.

Clases	Precisión	Recall	F1-score
CF-FM	0,92	0,94	0,93
FM	0,96	0,95	0,96
QCF	0,94	0,94	0,94
Exactitud (Accuracy)			0,95
Macro avg	0,94	0,94	0,94
Weighted avg	0,95	0,95	0,95

En la **Figura 74** se observa el resultado comparativo de la matriz de confusión para los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha), del algoritmo RF con los mejores parámetros.

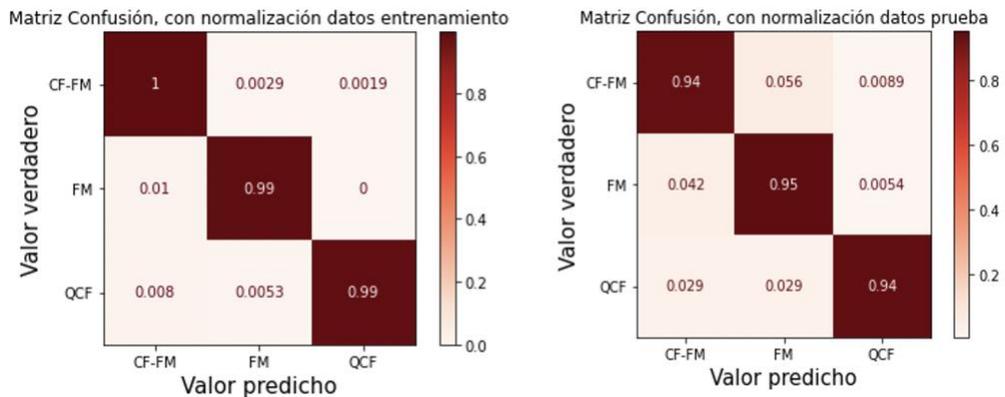


Figura 74, Matriz de confusión de los datos de entrenamiento (izquierda) y pruebas (derecha) para el experimento con el conjunto de datos pa_592

En la **Tabla 66** se detalla el resultado de las características más importantes identificadas para el experimento con el conjunto de datos pa_592. Con esto se logra reducir la dimensionalidad pasando de 592 características a solo a las diez (10) más discriminantes.

Tabla 66. Características más relevantes para discriminar entre tipos de pulso identificadas para el experimento con el conjunto de datos pa_592.

Características	Importancia
$Mels_{all}^9 max(m)$	0,57
$Mels_{all}^8 avg(m)$	0,21
zero_crossing_rate	0,03
Spectral Rolloff – 0,8	0,01
$Chroma_stft_{all}^q max(avg(m))$	0,01
$Chroma_STFT_{all}^8 max(m)$	0,01
$Mels_{all}^q ord_{10}(avg(m))$	0,01
$Mels_{all}^7 max(m)$	0,01
$Mels_{all}^8 max(m)$	0,01
$Mels_{all}^{10} median(m)$	0,01

Resultados para el experimento pm_8

En este experimento se utilizó la totalidad de las características manuales ocho (8) para las etiquetas de tipos de pulsos (CF-FM, FM, QCF). En la **Tabla 67**, se puede ver el detalle de cada uno de los valores explorados para cada uno de los parámetros del algoritmo de RF y se puede identificar la combinación de parámetros que generó mejores resultados para este conjunto de datos en la fase de validación cruzada de 5 particiones de los datos de entrenamiento.

Tabla 67. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos pm_8

Parámetro	Valores explorados	Mejor valor
n_estimators	[20, 50, 80, 100, 500, 1000, 1500, 2000, 2500, 3500]	150
max_features	[sqrt, None']	None

max_depth	[20, 50, 80, 100, 500, 1000, 1500, 2000, 2500, 3500]	250
min_samples_split	[1, 3, 4, 5, 6, 7]	3
min_samples_leaf	[1, 3, 5]	1

En la **Tabla 68** se detalla el resultado de los valores de la matriz de confusión, para el conjunto de datos de prueba, usando el algoritmo RF con los valores de parámetros que se identificaron como mejores, y en la **Tabla 69** se puede observar las medidas de desempeño de evaluación de clasificación calculados a partir de los valores de la matriz de confusión.

Tabla 68. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos pm_8.

		Valor predicho		
		CF-FM	FM	QCF
Valor Verdadero	Pulsos			
	CF-FM	438	9	2
	FM	0	736	0
	QCF	0	0	137

Tabla 69. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos pm_8.

Clases	Precisión	Recall	F1-score
CF-FM	1,00	0,98	0,99
FM	0,99	1,00	0,99
QCF	0,99	1,00	0,99
Exactitud (Accuracy)			0,99
Macro avg	0,99	0,99	0,99
Weighted avg	0,99	0,99	0,99

En la **Figura 75** se observa el resultado comparativo de la matriz de confusión para los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha), del algoritmo con los mejores parámetros.

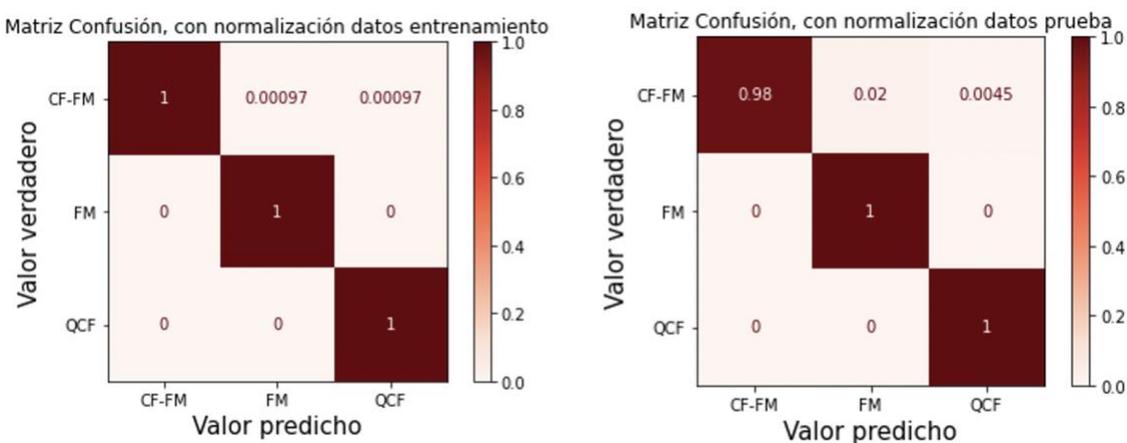


Figura 75. Matriz de confusión de los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha) para el experimento con el conjunto de datos pm_8.

En la **Tabla 70** se detalla el resultado de las características más importantes identificadas para el experimento con el conjunto de datos pm_8. Con esto se logra reducir la dimensionalidad pasando de 8 características a solo a las siete más discriminantes, para este caso puntual la característica que no presenta importancia es el Intervalo.

Tabla 70. Características más relevantes para discriminar entre tipos de pulso identificadas para el experimento con el conjunto de datos pm_8

Características	Importancia
Frecuencia máxima (kHz)	0,52
Ancho de banda (kHz)	0,01
Frecuencia inicial (kHz)	0,09
Frecuencia final (kHz)	0,09
Frecuencia mínima (kHz)	0,09
Duración (ms)	0,09

Frecuencia pico (kHz)	0,01
-----------------------	------

Resultados para el experimento ft_600

En este experimento se utilizó la totalidad de las características (600) para las etiquetas de tipos de fase de forrajeo (búsqueda, enfoque y terminal). En la **Tabla 71**, se puede ver el detalle de cada uno de los valores explorados para cada uno de los parámetros del algoritmo de RF y se puede identificar la combinación de parámetros que generó mejores resultados para este conjunto de datos en la fase de validación cruzada de 5 particiones de los datos de entrenamiento.

Tabla 71. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos ft_600.

Parámetro	Valores explorados	Mejor valor
n_estimators	[50, 100, 150, 200, 220, 240, 250, 260, 280, 300, 320, 350, 450, 480, 600, 640, 1000, 1200, 1500, 1800, 2000]	250
max_features	[sqrt, None']	None
max_depth	[100, 300, 600, 900, 1000, 1200, 1300, 1310, 1350, 1370, 1400, 1500, 1800, 2000, 2200, 4000]	1200
min_samples_split	[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]	2
min_samples_leaf	[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]	1

En la **Tabla 72** se detalla el resultado de los valores de la matriz de confusión, para el conjunto de datos de prueba, usando el algoritmo RF con los valores de parámetros que se identificaron como mejores, y en la **Tabla 73** se puede observar los valores de las medidas de desempeño de evaluación de clasificación calculados a partir de los valores de la matriz de confusión.

Tabla 72. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos ft_600

		Valor predicho		
		BÚSQUEDA	ENFOQUE	TERMINAL
Valor Verdadero	Pulsos			
	BÚSQUEDA	888	13	0
	ENFOQUE	37	161	33
	TERMINAL	2	18	170

Tabla 73. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos ft_600.

Clases	Precisión	Recall	F1-score
BÚSQUEDA	0,96	0,99	0,97
ENFOQUE	0,84	0,70	0,76
TERMINAL	0,84	0,89	0,87
Exactitud (Accuracy)			0,92
Macro avg	0,88	0,86	0,87
Weighted avg	0,92	0,92	0,92

En la **Figura 76** se observa el resultado comparativo de la matriz de confusión para los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha), del algoritmo RF con los mejores parámetros.

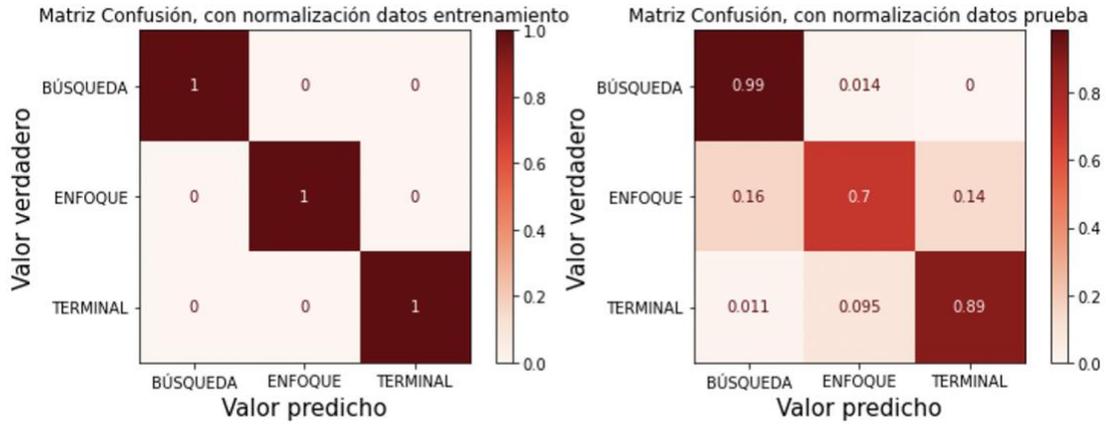


Figura 76. Matriz de confusión de los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha) para el experimento con el conjunto de datos ft_600.

En la **Tabla 74** se detalla el resultado de las características más importantes identificadas para el experimento con el conjunto de datos ft_600. Con esto se logra reducir la dimensionalidad pasando de 600 características a solo las ocho (8) más discriminantes.

Tabla 74. Características más relevantes para discriminar entre tipos de fases de forrajeo identificadas para el experimento con el conjunto de datos ft_600.

Características	Importancia
Intervalo (ms)	0,59
Duración (ms)	0,11
$\Delta MFCC_{all}^8 median(m)$	0,02
Ancho de banda (kHz)	0,01
$Chroma_stft_{all}^4 avg(m)$	0,01
$Mels_{all}^8 median(m)$	0,01
$\Delta MFCC_{all}^8 avg(m)$	0,01
$\Delta \Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$	0,01

Resultados para el experimento fa_592

En este experimento se utilizó la totalidad de las características automáticas (592) para las etiquetas de tipos de fases de forrajeo (búsqueda, enfoque y terminal). En la **Tabla 75**, se puede ver el detalle de cada uno de los valores explorados para cada uno de los parámetros del algoritmo de RF y se puede identificar la combinación de parámetros que generó mejores resultados para este conjunto de datos en la fase de validación cruzada de 5 particiones de los datos de entrenamiento.

Tabla 75. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos fa_592.

Parámetro	Valores explorados	Mejor valor
n_estimators	[250, 500, 800, 900, 1000, 1050, 1100, 1150, 1300, 1400, 1500, 1600, 1900, 2000, 3000]	250
max_features	[sqrt,None']	None
max_depth	[200, 500, 800, 1000, 1100, 1300, 1500, 1600, 2000, 2450, 2500, 3000, 3500, 4000, 4500]	2500
min_samples_split	[1, 2, 3, 4, 6]	4
min_samples_leaf	[1, 2, 3, 4, 6]	1

En la **Tabla 76** se detalla el resultado de los valores de la matriz de confusión, para el conjunto de datos de prueba, usando el algoritmo RF con los valores de parámetros que se identificaron como mejores, y en la **Tabla 77** se puede observar los valores de las medidas de desempeño de evaluación de clasificación calculados a partir de los valores de la matriz de confusión.

Tabla 76. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos fa_592.

	Valor predicho
--	-----------------------

Valor Verdadero	Fases	BÚSQUEDA	ENFOQUE	TERMINAL
	BÚSQUEDA	866	27	8
	ENFOQUE	46	140	45
	TERMINAL	3	15	172

Tabla 77. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos fa_592.

Clases	Precisión	Recall	F1-score
BÚSQUEDA	0,95	0,96	0,95
ENFOQUE	0,77	0,61	0,68
TERMINAL	0,76	0,91	0,83
Exactitud (Accuracy)			0,89
Macro avg	0,83	0,82	0,82
Weighted avg	0,89	0,89	0,89

En la **Figura 77** se observa el resultado comparativo de la matriz de confusión para los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha), del algoritmo RF con los mejores parámetros.

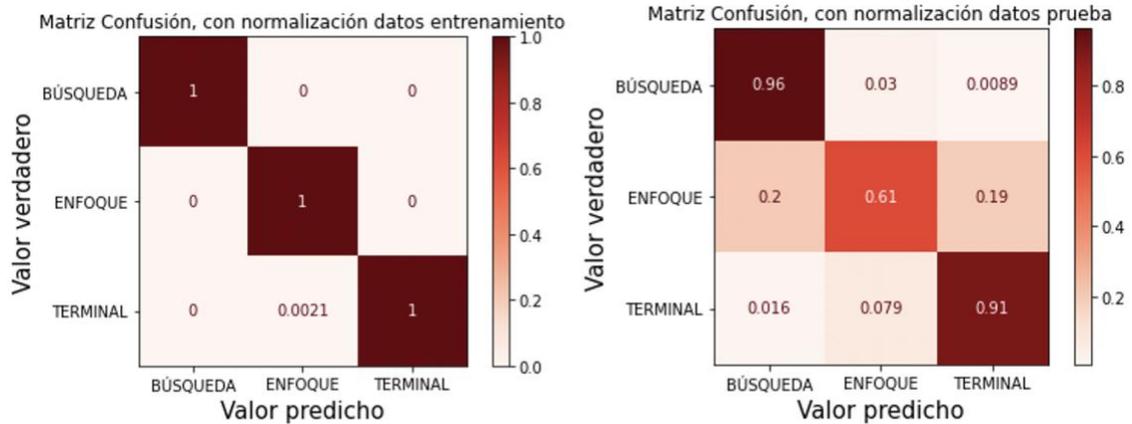


Figura 77. Matriz de confusión de los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha) para el experimento con el conjunto de datos fa_592.

En la **Tabla 78** se detalla el resultado de las características más importantes identificadas para el experimento con el conjunto de datos fa_592. Con esto se logra reducir la dimensionalidad pasando de 592 características a solo las ocho (8) más discriminantes.

Tabla 78. Características más relevantes para discriminar entre tipos de fase de forrajeo identificadas para el experimento con el conjunto de datos fa_592

Características	Importancia
Duración_(ms)	0,14
$Mels_{all}^7 max(m)$	0,05
$\Delta MFCC_{all}^8 avg(m)$	0,05
$\Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$	0,05
$\Delta \Delta MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$	0,05
$MFCC_m^{all} ord_2(avg(q))$	0,04
$Mels_5^{all} max(q)$	0,03
$MFCC_m^{all} ord_1(avg(q))$	0,03
$MFCC_m^{all} ord_4(avg(q))$	0,03

$\Delta MFCC_{all}^8 median(m)$	0,03
$Mels_{all}^6 avg(m)$	0,02
$\Delta MFCC_m^{all} ord_3(avg(q))$	0,02
$Chroma_mfcc_{all}^4 avg(m)$	0,01
$Chroma_mfcc_{all}^4 median(m)$	0,01
$Mels_{all}^9 avg(m)$	0,01
$Mels_{all}^q min(avg(m))$	0,01
$Mels_{all}^9 median(m)$	0,01
$MFCC_{all}^1 max(m)$	0,01
$MFCC_{all}^1 median(m)$	0,01
$MFCC_m^{all} ord_{15}(avg(q))$	0,01
$MFCC_m^{all} ord_{16}(avg(q))$	0,01
$MFCC_6^{all} max(m)$	0,01
$\Delta MFCC_{all}^1 max(m)$	0,01
$\Delta \Delta MFCC_{all}^7 avg(m)$	0,01
$\Delta \Delta MFCC_{all}^{10} avg(m)$	0,01
$\Delta \Delta MFCC_{all}^{10} median(m)$	0,01

Resultados para el experimento fm_8

En este experimento se utilizó la totalidad de las características manuales (8) para las etiquetas de tipos de fases de forrajeo (búsqueda, enfoque y terminal). En la **Tabla 79**, se puede ver el detalle de cada uno de los valores explorados para cada uno de los parámetros del algoritmo de RF y se puede identificar la combinación de parámetros que generó mejores resultados para este conjunto de datos en la fase de validación cruzada de 5 particiones de los datos de entrenamiento.

Tabla 79. Parámetros que se exploraron y los resultados obtenidos para el experimento del conjunto de datos fm_8.

Parámetro	Valores explorados	Mejor valor
n_estimators	[1000, 1500, 1800, 2000, 2200 3500, 4000]	2000
max_features	[sqrt,None']	None
max_depth	[20, 50, 55, 65, 78, 80, 82, 84, 86, 88, 90, 100, 150, 170, 200, 400, 800, 900, 1000, 1100, 1200, 1400, 1500, 1800, 2000, 3200, 3500, 3800, 4000]	900
min_samples_split	[1, 2, 3, 4, 6, 7, 8, 9]	4
min_samples_leaf	[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]	1

En la **Tabla 80** se detalla el resultado de los valores de la matriz de confusión, para el conjunto de datos de prueba, usando el algoritmo RF con los valores de parámetros que se identificaron como mejores, y en la **Tabla 81** se puede observar los valores de las medidas de desempeño de evaluación de clasificación calculados a partir de los valores de la matriz de confusión.

Tabla 80. Matriz de confusión obtenida de los datos de prueba para el experimento con el conjunto de datos fm_8.

		Valor predicho		
		BÚSQUEDA	ENFOQUE	TERMINAL
Valor Verdadero	Pulsos			
	BÚSQUEDA	883	16	2
	ENFOQUE	32	168	31
	TERMINAL	0	16	175

Tabla 81. Resultados de las medidas de desempeño con los datos de prueba del clasificador RF con los mejores parámetros para el experimento del conjunto de datos fm_8.

Clases	Precisión	Recall	F1-score
BÚSQUEDA	0,97	0,98	0,97

ENFOQUE	0,84	0,73	0,78
TERMINAL	0,84	0,92	0,88
Exactitud (Accuracy)			0,93
Macro avg	0,88	0,88	0,88
Weighted avg	0,93	0,93	0,93

En la **Figura 78** se observa el resultado comparativo de la matriz de confusión para los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha), del algoritmo RF con los mejores parámetros.

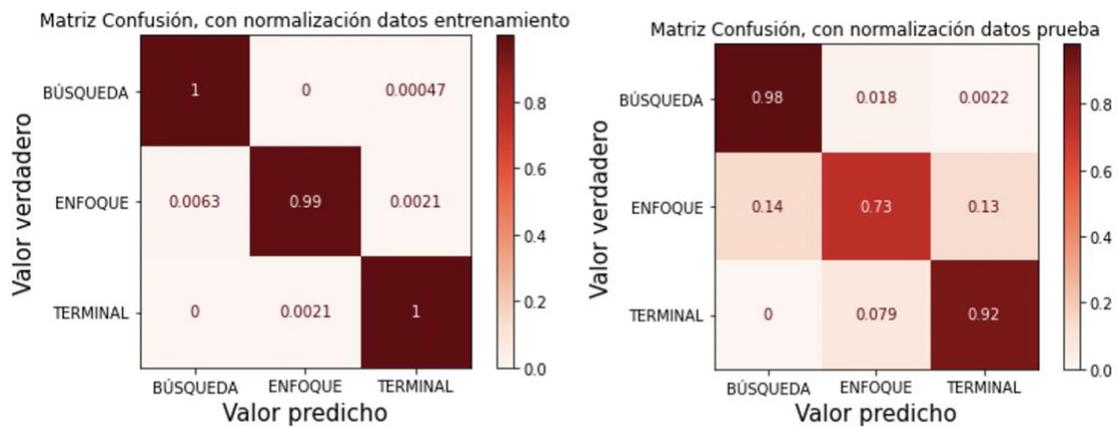


Figura 78. Matriz de confusión de los datos de entrenamiento (izquierda) y prueba (derecha) para el experimento con el conjunto de datos fm_8.

En la **Tabla 82** se detalla el resultado de las características más importantes identificadas para el experimento con el conjunto de datos fm_8. Con esto se identifica que todas las ocho (8) características son importantes.

Tabla 82. Características más relevantes para discriminar entre tipos de fase de forrajeo identificadas para el experimento con el conjunto de datos fm_8.

Características	Importancia
-----------------	-------------

144 Caracterización automática de señales de ecolocalización de murciélagos pescadores en Villavicencio - Meta para el análisis y apoyo a la investigación en biodiversidad en la Universidad de los Llanos

Intervalo (ms)	0,64
Duración (ms)	0,19
Ancho de banda (kHz)	0,06
Frecuencia pico (kHz)	0,03
Frecuencia inicial (kHz)	0,02
Frecuencia final (kHz)	0,02
Frecuencia máxima (kHz)	0,02
Frecuencia mínima (kHz)	0,02

6. Bibliografía

- Abhay Padda. (2016). *Introduction to Random Forest*. Retrieved from <https://analyticsdefined.com/introduction-random-forests/>
- Agranat, I. (2013). Bat species identification from zero crossing and full spectrum echolocation calls using Hidden Markov Models, Fisher scores, unsupervised clustering and balanced winnow pairwise classifiers. *Acoustical Society of America*, 19(1), 00–16. <https://doi.org/10.1121/1.4799403>
- Ahlén, I., & Baagoe, H. J. (1999). Use of ultrasound detectors for bat studies in Europe: experiences from field identification, surveys, and monitoring. *Acta Chiropterologica*, 1(2), 137–150.
- Altringham, J. (1996). Echolocation. In J. D. Altringham (Ed.), *Bats - Biology and Behaviour* (pp. 79–113). New York: Oxford University Press.
- Angélica Yantén. (2020). *Efecto Del Ruido Urbano Sobre El Forrajeo Del Murciélago Pescador Menor, Noctilio Albiventris (Chiroptera: Noctilionidae)*. 1–74.
- Armitage, D. W., & Ober, H. K. (2010). A comparison of supervised learning techniques in the classification of bat echolocation calls. *Ecological Informatics*, 5(6), 465–473. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.08.001>
- Armitage, D.W., & Ober, H. K. (2010). A comparison of supervised learning techniques in the classification of bat echolocation calls. *Ecological Informatics*, 5(6), 465–473. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.08.001>
- Armitage, David W., & Ober, H. K. (2010). A comparison of supervised learning techniques in the classification of bat echolocation calls. *Ecological Informatics*, 5(6), 465–473. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.08.001>
- Armitage, David W, & Ober, H. K. (2010). Ecological Informatics A comparison of supervised learning techniques in the classification of bat echolocation calls. *Ecological Informatics*, 5(6), 465–473. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.08.001>
- Bao, L., & Cui, Y. (2005). Prediction of the phenotypic effects of non-synonymous single nucleotide polymorphisms using structural and evolutionary information. *Bioinformatics*, 21(10), 2185–2190. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bti365>
- Behrend, O. & Schuller, G. (2000). The central acoustic tract and audio-vocal coupling in the horseshoe bat, *Rhinolophus rouxi*. *European Journal of Neuroscience*, 12, 4268-4280.
- Biscardi, S., Opreco, J., Fenton, M.B., Tsoar, A., Ratcliffe, J. M. (2004). Data, sample sizes and statistics affect the recognition of species of bats by their echolocation calls. *Acta Chiropterologica*, 6(2), 347–363.

- Botto Nuñez, G., Lemus, G., Muñoz Wolf, M., Rodales, A. L., González, E. M., & Crisci, C. (2018). The first artificial intelligence algorithm for identification of bat species in Uruguay. *Ecological Informatics*, 46(2017), 97–102. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2018.05.005>
- Breiman L. (2001). Machine Learning. *Statistics Department, University of California, Berkeley, CA 94720.*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brigham, R. M., Kalko, E. K. V, Jones, G., Parsons, S., & Limpens, H. J. G. A. (2004). Bat Echolocation Research: Tools, Techniques and Analysis. *Bat Conservation International*, 1–174.
- Britzke, E. R. (2003). Use of ultrasonic detectors for acoustic identification and study of bat ecology in the eastern United States. *A Dissertation Presented to the Faculty of the Graduate School Tennessee Technological University. Bat Conservation International, Austin, TX.*
- Brown, P. E., Brown, T. W., & Grinnell, A. D. (1983). Echolocation, development, and vocal communication in the lesser bulldog bat, *Noctilio albiventris*. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 13(4), 287–298. <https://doi.org/10.1007/BF00299676>
- Champion, C., Blazère, M., Burcelin, R., Loubes, J., Champion, C., Blazère, M., ... Camille, C. (2020). *Robust spectral clustering using LASSO regularization To cite this version : HAL Id : hal-02535595 Robust spectral clustering using LASSO regularization.*
- D. Liu, X. wang, J. Zhang & X. Huang. (2010). Feature Extraction using Mel frequency Cepstral Coefficients for Hyperspectral Image Classification. *Applied Optics*, 49(14).
- Durán, M., Viader, S., & Paco, P. (2007). Diseño E Implementación De Un Filtro Paso Banda De Banda Estrecha Con Topología Interdigital a Frecuencias Uhf Y Microondas. *Universidad Autónoma de Barcelona*, 128.
- Eklöf, J., & Rydell, J. (2017). *Bats*. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-66538-2>
- Existence., E. of. (2018). EDGE of Existence: Evolutionarily Distinct & Globally Endangered.
- Fenton. (1974). The role echolocation in the evolution of bats. *Am Nat*, 108, 386–388.
- Fenton, M. B. (1994). Echolocation: its impact on the behaviour and ecology of bats. *Ecoscience*, 1(1), 21–30. <https://doi.org/10.1080/11956860.1994.11682224>
- Fonseca Guerrero, J. M. (2016). *Murciélagos: los mamíferos voladores*. <https://doi.org/ISSN 2529-895X>
- Fraser, E. E. (2018). Manual analysis of recorded bat echolocation calls: summary, synthesis, and proposal for increased standardization in training practices. *Canadian Journal of Zoology*, 96(6), 505–512. <https://doi.org/10.1139/cjz-2017-0175>
- Galindo González. (1998). Dispersión de semillas por murciélagos: Su importancia en la conservación y regeneración del bosque tropical. *Acta Zoológica Mexicana (Nueva Serie)*, 73.

- Gaston, K. J., & O'Neill, M. A. (2004). Automated species identification: why not? *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 359(1444), 655–667. <https://doi.org/10.1098/rstb.2003.1442>
- Guillén-Servent, A., & Ibáñez, C. (2007). Unusual echolocation behavior in a small molossid bat, *Molossops temminckii*, that forages near background clutter. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 61(10), 1599–1613. <https://doi.org/10.1007/s00265-007-0392-4>
- Guillén, A., Juste B, J., & Ibáñez, C. (2000). Variation in the frequency of the echolocation calls of *Hipposideros ruber* in the Gulf of Guinea: an exploration of the adaptive meaning of the constant frequency value in rhinolophoid CF bats. *J. Evol. Biol.*, 13(1), 70–80. <https://doi.org/10.1046/j.1420-9101.2000.00155.x>
- Henríquez, A., Alonso, J. B., Travieso, C. M., Rodríguez-Herrera, B., Bolaños, F., Alpízar, P., ... Henríquez, P. (2014). An automatic acoustic bat identification system based on the audible spectrum. *Expert Systems with Applications*, 41(11), 5451–5465. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.02.021>
- I. Zualkernan, J. Judas, T. Mahbub, A. Bhagwagar, P. C. (2020). *A Timy CNN Architecture form Identifying Bat Species from Echolocation Calls*. 1–23.
- J. G. Proakis, D. G. Manolakis. (2007). *Digital Signal Processing*. Prentice Hall, New Jersey.
- Jung, K., Kalko, E. K. V., & von Helversen, O. (2007). Echolocation calls in Central American emballonurid bats: signal design and call frequency alternation. *Journal of Zoology*, 272(2), 125–137. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7998.2006.00250.x>
- Kalko, E. K. V., & Schnitzler, H. U. (1998). How echolocating bats approach and acquire food. In T. H. Kunz & P. A. Racey (Eds.), *Bat biology and conservation* (pp. 197–204). Washington, DC: Smithsonian Institution Press.
- Kalko, E. K. V., Schnitzler, H.-U., Kaipf, I., & Grinnell, A. D. (1998). Echolocation and foraging behavior of the lesser bulldog bat, *Noctilio albiventris*: preadaptations for piscivory? *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 42(5), 305–319. <https://doi.org/10.1007/s002650050443>
- Kalko, K. V. (1995). Insect pursuit, prey capture and echolocation in pipestrelle bats (Microchiroptera). *Anim. Behav.*, 50(4), 861–880. [https://doi.org/10.1016/0003-3472\(95\)80090-5](https://doi.org/10.1016/0003-3472(95)80090-5)
- Kobayashi, K., Masuda, K., Haga, C., Matsui, T., Fukui, D., & Machimura, T. (2021). Development of a species identification system of Japanese bats from echolocation calls using convolutional neural networks. *Ecological Informatics*, 62, 101253. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101253>
- Larsson, Johan;Isak, Å. (2020). *Numerical methods for spectral theory*. 101–151. <https://doi.org/10.1090/conm/720/14523>
- Lucas, T. (2010). *Bat identification with gaussian process learning*. 16–20. <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.92334.v1>

- Luciano, L., & Brian, H. (2019). *Un Enfoque para Evaluar y Diseñar Nuevas Técnicas de Refactoring de Aplicaciones SOA Índice*.
- Mallat, S. (2008). *A Wavelet Tour of Signal Processing*. San Diego California: Elsevier.
- Mirzaei, G., Majid, M. W., Ross, J., Jamali, M. M., Gorsevski, P. V., Frizado, J. P., & Bingman, V. P. (2012a). The BIO-acoustic feature extraction and classification of bat echolocation calls. In *2012 IEEE International Conference on Electro/Information Technology*. <https://doi.org/10.1109/EIT.2012.6220700>
- Mirzaei, G., Majid, M. W., Ross, J., Jamali, M. M., Gorsevski, P. V., Frizado, J. P., & Bingman, V. P. (2012b). The BIO-acoustic feature extraction and classification of bat echolocation calls. *2012 IEEE International Conference on Electro/Information Technology*, 66(3), 1–4. <https://doi.org/10.1109/EIT.2012.6220700>
- Moss, C. F., Redish, D., Gounden, C., & Kunz, T. H. (1997). Ontogeny of vocal signals in the little brown bat, *Myotis lucifugus*. *Animal Behaviour*, 54(1), 131–141. <https://doi.org/10.1006/anbe.1996.0410>
- Neuweiler, G. (2003). Evolutionary aspects of bat echolocation. *J. Comp. Physiol. A*, 189(4), 245–256. <https://doi.org/10.1007/s00359-003-0406-2>
- Neuweiler, G., Metzner, W., Heilmann, U., Rübtsamen, R., Eckrich, M., & Costa, H. H. (1987). Foraging behaviour and echolocation in the rufous horseshoe bat (*Rhinolophus rouxi*) of Sri Lanka. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 20(1), 53–67. <https://doi.org/10.1007/BF00292166>
- O'Farrell, M. J., C. Corben, and W. L. G. (2000). Geographic variation in the echolocation calls of the hoary bat (*Lasiurus cinereus*). *Acta Chiropterologica*, 2, 185–196.
- Orozco-Lugo, L., Guillén-Servent, A., Valenzuela-Galván, D., & Arita, H. T. (2013). Descripción de los pulsos de ecolocalización de once especies de murciélagos insectívoros aéreos de una selva baja caducifolia en Morelos, México. *Therya*, 4(1), 33–46. <https://doi.org/10.12933/therya-13-103>
- Preatoni, D.G; Nodari, M; Chirichella, R; Tosi, G; Wauters, A. . (2005). Identifying Bats from Time-Expanded Recordings of search Calls: Comparing Classification Methods. *The Journal of Wildlife Management.*, 64(2), 1601–1614.
- R. Hasan, M.Jamil, G. R. & S. R. (2004). Speaker Identification using Mel Frequency Ceptral Coefficients. *3th International Conference on Electrical & Computer Engineering*, 565–568.
- Redgwell, R.D., Szewczak, J.M., Jones, G. & Parsons, S. (2009). Classification of echolocation calls from 14 species of bat by support vector machines and ensembles of neural networks. *Algorithms*, 2, 907– 924.
- Rosenberg, A., & Hirschberg, J. (2007). V-Measure: A conditional entropy-based external cluster evaluation measure. *EMNLP-CoNLL 2007 - Proceedings of the 2007 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*, (June), 410–420.
- Roverud, R. C., & Grinnell, A. D. (1985a). *Discrimination performance and echolocation*

signal integration requirements for target detection and distance determination in the CF / FM bat , Noctilio Mbiventris.

- Roverud, R. C., & Grinnell, A. D. (1985b). Echolocation sound features processed to provide distance information in the CF/FM bat, *Noctilio albiventris*: evidence for a gated time window utilizing both CF and FM components. *Journal of Comparative Physiology A*, 156(4), 457–469. <https://doi.org/10.1007/BF00613970>
- Schnitzler, H.-U., & Kalko, E. K. V. (2001). Echolocation by Insect-Eating Bats. *BioScience*, 51(7), 557. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2001\)051\[0557:EBIEB\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2001)051[0557:EBIEB]2.0.CO;2)
- Schnitzler, H., Moss, C. F., & Denzinger, A. (2003). *From spatial orientation to food acquisition in echolocating bats*. 18(8), 386–394. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(03\)00185-X](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(03)00185-X)
- Schnitzler, H. U., & Kalko, E. K. V. (1998). How echolocating bats search and find food. In T. H. Kunz & P. A. Racey (Eds.), *Bat biology and conservation* (pp. 183–196). Washington, DC: Smithsonian Institution Press.
- Sejdić, E., Djurović, I., & Jiang, J. (2009). Time-frequency feature representation using energy concentration: An overview of recent advances. *Digital Signal Processing: A Review Journal*, 19(1), 153–183. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2007.12.004>
- Skowronski, M., & Harris, J. (2006). Acoustic detection and classification of microchiroptera using machine learning: Lessons learned from automatic speech recognition. *Journal of the Acoustical Society of America*, 119(3), 1817–1833.
- Skowronski, M. D., & Harris, J. G. (2006a). Acoustic detection and classification of microchiroptera using machine learning: Lessons learned from automatic speech recognition. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 119(3), 1817–1833. <https://doi.org/10.1121/1.2166948>
- Skowronski, M. D., & Harris, J. G. (2006b). Acoustic detection and classification of Microchiroptera using machine learning: lessons learned from automatic speech recognition. *J Acoust Soc Am*, 119, 1817–1833. Retrieved from <http://scitation.aip.org/getabs/servlet/GetabsServlet?prog=normal&id=JASMAN000119000003001817000001&idtype=cvips&gifs=yes>
- Stathopoulos, V., Zamora-Gutiérrez, V., Jones, K. E., & Girolami, M. (2014). Bat Call Identification with Gaussian Process Multinomial Probit Regression and a Dynamic Time Warping Kernel. *17th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS, JMLR: W&CP*, 33, 913–921.
- Walters, C. L., Freeman, R., Collen, A., Dietz, C., Brock Fenton, M., Jones, G., ... Jones, K. E. (2012). A continental-scale tool for acoustic identification of European bats. *Journal of Applied Ecology*, 49(5), 1064–1074. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2012.02182.x>
- Waters, D., & Barlow, K. (2013). Automatic recognition systems for bat call identification.

-
- Bulletin of the Institute of Ecology and Environmental Management. In Practice*, 79, 19–23.
- Y. Paumen, M. Mälzer, S. Alipek, J. Moll, B. L. & H. S.-W. (2021). *Development and test of a bat calls detection and classification method based on convolutional neural networks*. Retrieved from <https://doi.org/10.1080/09524622.2021.1978863>
- Zamora-Gutierrez, V., Lopez-Gonzalez, C., MacSwiney Gonzalez, M. C., Fenton, B., Jones, G., Kalko, E. K. V., ... Jones, K. E. (2016). Acoustic identification of Mexican bats based on taxonomic and ecological constraints on call design. *Methods in Ecology and Evolution*, 7(9), 1082–1091. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12556>
- Zhu, X., Wang, J., Sun, K. P., Jiang, T. L., Jiang, Y. L., & Feng, J. (2008). The echolocation calls of *Rhinolophus ferrumequinum* in relation to habitat type and environmental factors. *Shengtai Xuebao/ Acta Ecologica Sinica*, 28(11), 5248–5258. [https://doi.org/10.1016/S1872-2032\(09\)60007-X](https://doi.org/10.1016/S1872-2032(09)60007-X)
- Zurc, D & Guillén-Servent, A & Solari, S. (2017). Chillidos de ecolocación de murciélagos emballonuridae en una sabana xerófila-semiseca del caribe colombiano. *Mastozoología Neotropical*. *Mastozoología Neotropical*, 24(1), 201–218.