



UNER

Universidad Nacional de Entre Ríos

Facultad de Ingeniería

TÉCNICA NO INVASIVA PARA DETECTAR
SIGNOS RESPIRATORIOS PATOLÓGICOS EN
POBLACIONES AVÍCOLAS PRODUCTIVAS
MEDIANTE PROCESAMIENTO DE SEÑALES
ACÚSTICAS

Autor: Kühn, Cristian J.

Director: Bioing. Martínez, César

2012

Paraná - Entre Ríos

Agradecimientos

Mi más amplio agradecimiento para el Bioingeniero César Martínez, Director de esta tesis, por su valiosa orientación y apoyo; al Dr. Carlos Podio, Médico Veterinario de la empresa avícola Pollos Óptimo de Sagemüller S.A, quienes con su excelente respaldo e interés hicieron posible la realización de éste trabajo.

También quisiera hacer patente mi agradecimiento al Bioingeniero Rubén Acevedo y al Bioingeniero Jorge Bellmann, integrantes del Comité de Evaluadores, por los valiosos aportes realizados.

Asimismo, quisiera expresar mi agradecimiento a todos quienes estuvieron vinculados de alguna manera a este proyecto; a la empresa avícola Pollos Óptimo, por proporcionarme las facilidades necesarias para completar mi trabajo; al Dr. Mauricio de Franceschi y al Dr. Jorge Venturino, quienes me brindaron su opinión y alentaron a seguir en el desarrollo del proyecto en aquellos momentos, donde comenzaba a tomar forma la idea de la tesis y a todos aquellos que me acompañaron y con un granito de arena hicieron un inestimable aporte.

A mi familia, siendo que no encontraré la forma de agradecer su constante apoyo y confianza, sólo espero que comprendan que mis ideales, esfuerzos y logros han sido también suyos e inspirados en cada uno de ustedes; a mis compañeros y amigos, que me han acompañado a lo largo de estos años de estudio.

A todos, mi mayor reconocimiento y gratitud.

Resumen

Esta tesina de grado trata sobre el reconocimiento de signos respiratorios patológicos (SRP) en la producción avícola haciendo uso de registro de audio. Los objetivos planteados en este trabajo de investigación abarcan: el estudio de las técnicas de reconocimiento de señales de audio, el diseño de algoritmos de procesado para el acondicionamiento del sonido y para la extracción de características, el diseño de algoritmos para el reconocimiento de patrones y la implementación de todos estos algoritmos en un entorno de programación. La necesidad en detectar tempranamente la presencia de un problema sanitario se ve en que mejora sensiblemente las posibilidades para el control del mismo. Concretamente, en esta tesis se propone un método semi-automático para la tarea de reconocimiento de SRP en forma temprana para la producción avícola.

La tesis se divide en cinco partes. En la primera parte, se expone sobre trabajos realizados al día de la fecha sobre reconocimiento de sonidos en aves, como así también los motivos de la presunta obra.

En la segunda parte, se hace una revisión de conocimientos para reflejar y ubicar el ámbito de la investigación.

La tercera parte constituye el núcleo de la tesis en el que se desarrolla toda la investigación. Se describen con detalle: el funcionamiento del sistema de reconocimiento de SRP implementado, las etapas de procesado necesarias para generar el prototipo y la etapa de reconocimiento.

Uno de los principales objetivos del procesado efectuado en esta parte es la obtención de un prototipo preciso y fiable, capaz de representar las características de la afección. En este sentido, los esfuerzos se centran en obtener un prototipo que presente características frecuenciales que sean lo más fiable posible a partir del pseudo-espectro de la señal. El reconocimiento de patrones se basa en la comparación del prototipo con los registros a analizar utilizando una métrica. El reconocimiento de patrones cuenta también con el problema de la presencia de

ruidos en los registros, que son ignorados por el proceso de comparación.

La cuarta parte de la tesis está dedicada a la evaluación del sistemas implementados. Se describen las señales adquiridas para dicho proceso de evaluación y se hace un análisis de los resultados obtenidos con el esquema implementado.

Finalmente, en la quinta parte se extraen las conclusiones y se plantean las investigaciones futuras derivadas del trabajo realizado.

Índice general

Agradecimientos	2
Resumen	3
1. Introducción	10
1.1. Motivación	10
1.2. Trabajos en reconocimiento de sonidos en aves	12
1.3. Enfermedades y signos respiratorios en avícolas	13
1.4. Objetivos	14
1.4.1. Generales	14
1.4.2. Específicos	14
1.5. Alcances	15
2. Fundamentos teóricos	16
2.1. Filtrado de la señal	16
2.1.1. Pre-énfasis	16
2.1.2. Filtro Butterworth	16
2.2. Segmentación	18
2.3. Representaciones Tiempo-Frecuencia	18
2.4. La transformada de Gabor	20
2.5. Series exponenciales de Fourier locales	21
2.6. Análisis de autovectores y autovalores	22
2.7. Algoritmo de estimación del pseudo-espectro	23
3. Materiales y métodos	27
3.1. Adquisición y acondicionamiento	29
3.1.1. Adquisición	29
3.1.2. Pre-énfasis	30

3.1.3.	Filtrado	30
3.1.4.	Diezmado (sub-muestreo)	32
3.2.	Procesamiento de la señal	32
3.2.1.	Segmentación	33
3.2.2.	Representaciones de la señal	36
3.3.	Reconocimiento de signos respiratorios	39
3.4.	Cuantificación de signos respiratorios	41
4.	Experimentos y resultados	45
4.1.	Pruebas con un solo pollo enfermo	45
4.2.	Pruebas con varios pollos enfermos	46
4.3.	Prueba con mezclas	46
5.	Análisis Económico	51
5.1.	Detalles de Costos	51
5.1.1.	Recursos materiales no agotados	52
5.1.2.	Recursos materiales agotados	53
5.1.3.	Servicios	53
5.1.4.	Recursos humanos	53
5.1.5.	Costo total del proyecto	54
5.2.	Análisis de Costos	54
5.2.1.	Beneficio esperado	56
6.	Conclusiones y trabajo futuro	61
6.1.	Conclusiones	61
6.2.	Trabajo futuro	62
	Bibliografía	63

Índice de figuras

2.1. Respuesta en frecuencia del filtro de pre-énfasis.	17
3.1. Diagrama del proceso de caracterización de la señal	28
3.2. Sonograma del audio de un pollo con signos respiratorios patológicos.	29
3.3. Sonograma del segmento analizado.	30
3.4. Filtrado de pre-énfasis del segmento analizado.	31
3.5. Respuesta en frecuencia del filtro pasa-bandas.	32
3.6. Aplicación del filtrado pasa-bandas al segmento de señal analizado.	33
3.7. Diezmado de la señal.	34
3.8. Identificación del período del evento patológico en la señal.	35
3.9. Energía de la señal segmentada.	37
3.10. Pseudo-espectro del segmento de señal.	38
3.11. Dinámica de las componentes frecuenciales (vista 3D).	38
3.12. Dinámica de las componentes frecuenciales (vista plana).	39
3.13. Identificación de eventos respiratorios en la señal.	40
3.14. Diagrama del proceso de reconocimiento de signos respiratorios en la señal de audio.	41
3.15. Reconocimiento de signos respiratorios en el segmento de señal analizada.	42
3.16. Aplicación del sistema de reconocimiento sobre el segmento de señal analizado.	43
3.17. Distribución de las zonas de registros en un galpón.	44
4.1. Reconocimiento de signos respiratorios sobre 1 pollo enfermo.	47
4.2. Reconocimiento de signos respiratorios sobre 4 pollos con signos respiratorios patológicos.	48
4.3. Reconocimiento de signos respiratorios sobre 7 pollos enfermos.	49

4.4. Reconocimiento de signos respiratorios sobre una mezcla de pollos enfermos y sanos.	50
5.1. Diagrama de Pareto de costos parciales	55
5.2. Diagrama circular de costos parciales	56

Índice de tablas

3.1. Parámetros empleados en el diseño de los filtros	31
5.1. Costos de bienes no agotables en el período de duración del proyecto. C_i : costo inicial en pesos, T_a : tiempo de amortización en meses, C_r : costo real en pesos.	52
5.2. Costos de bienes agotables en el período de duración del proyecto. C : costo en pesos.	53
5.3. Costos de servicios empleados en el proyecto. C : costos en pesos .	53
5.4. Costo total del proyecto como suma de los costos finales parciales. C : costos en pesos	54
5.5. Costos finales parciales correspondientes a los cuatro grupos. C_i : costo inicial en pesos, C_a : porcentaje acumulado respecto al costo total, I_a : porcentaje acumulado respecto al total de ítems.	55
5.6. Cantidad de antibiótico insumida en el tratamiento a tiempo por 10 mil pollos	58
5.7. Cantidad de antibiótico insumida en el tratamiento tardío por 10 mil pollos	58
5.8. Cantidad de antibiótico insumida en el tratamiento a tiempo por 50 mil pollos	59
5.9. Cantidad de antibiótico insumida en el tratamiento tardío por 50 mil pollos	59
5.10. Beneficio percibido en el ahorro de antibiótico.	59
5.11. Mortandad acumulada en el transcurso de la enfermedad en un lote de 10 mil pollos.	60
5.12. Mortandad acumulada en el transcurso de la enfermedad en un lote de 50 mil pollos.	60

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

La Industria Avícola en Entre Ríos es una de las cadenas productivas más importantes, como así también es dable destacar que Entre Ríos produce casi el 50 % de la carne de ave que se comercializa en el país y representa el 70 % de las exportaciones de la República Argentina de productos avícolas. En lo que respecta a producción de huevos para consumo y granjas de reproductoras y abuelas, nuestra provincia se ha constituido en unas de las más importantes. Esta industria, uno de los principales motores de la economía provincial, se consolida como una de las más dinámicas que tiene la producción agropecuaria [14].

Se percibe que las enfermedades respiratorias (ER) son un tema de importancia sanitaria en un establecimiento productivo, dado a que presentan una morbilidad alta (80-100 %) y la mortalidad oscila entre el 5 y el 20 %, según sea el tipo y severidad del brote. En caso de contaminación por otros microorganismos, el porcentaje de mortalidad puede ser superior [14].

Desde el punto de vista productivo, las ER desarrollan alteraciones. Ejemplo de éstas son: retraso en el crecimiento, pérdida de masa muscular, incremento del índice de conversión (hasta un 10 %, se determina de la relación $\frac{kg. alimento consumido.}{kg. carne producida.}$), disminución de la producción de huevos (10 %) y disminución de la eclosión (5 – 8 %). La Dirección Nacional de Sanidad Animal hace una mención importante en uno de sus programas a que la localización inmediata de la presencia de un problema sanitario mejora sensiblemente las posibilidades para el control del mismo.

La acción de un suceso patológico respiratorio no depende exclusivamente del

agente etiológico, sino que se ve favorecido por la disminución de la capacidad de resistencia a consecuencia de estados de “stress”. Como causales de stress en la producción podemos mencionar a la superpoblación en galpones, las corrientes de aire, el calor y el frío excesivos, los cambios de alojamiento, el transporte y otros factores análogos [14].

Viendo la anterior descripción, uno se percata de lo factible que es su acontecimiento en la producción. Tan solo un descuido o mala práctica sobre los anteriores factores, evidencian signos que podrían conllevar a cuadros complicados. Conocer la presencia de signos respiratorios en la población avícola es de gran importancia para tomar una acción temprana sobre el devenir en una enfermedad crónica, si el criterio veterinario lo demandara.

Una técnica que permita detectar y estimar signos respiratorios de forma precoz brindaría una gran cantidad de información estadística útil para veterinarios y productores avícolas; en la actualidad no se cuenta con un sistema confiable y de fácil aplicación que brinde este tipo de información. Uno de los principales problemas es la adquisición y reconocimiento automáticos de la información necesaria, ya que el registro audio-visual continuo es subjetivo, complicado y susceptible de errores.

En la actualidad, los sistemas de procesamiento digital de señales han sido aplicados satisfactoriamente en tareas de reconocimiento automático del habla y nos brindan la posibilidad de contar con diversas técnicas de factible implementación en el ambiente productivo. Los métodos existentes son adecuados para su aplicación a situaciones específicas, pero también tienen algunas limitaciones. Las técnicas DTW y HMM no funcionan bien en ambientes ruidosos o para los sonidos de aves, de corta duración y con amplitud variable. La clasificación neuronal requiere una complejidad computacional muy alta. El uso de uno o dos picos del espectro resulta atractivo por su sencillez y robustez al ruido. Es por todo ello que en este trabajo se describe un método para la detección de patrones espectrales con una complejidad computacional relativamente baja, que puede ser utilizada para clasificar en tiempo real signos respiratorios en la producción avícola.

1.2. Trabajos en reconocimiento de sonidos en aves

En los últimos años se han propuesto y desarrollado muchas técnicas en tiempo diferido para la clasificación de sonidos en especies de aves silvestres. Las técnicas más exitosas se basan en el etiquetado e inspección manual de los espectrogramas del sonido de las aves por parte de expertos, pero este proceso es tedioso y depende del juicio subjetivo del observador [7]. La fiabilidad en la clasificación puede ser mejorada si se emplea un grupo de expertos, pero lleva tiempo, es costoso e inadecuado para clasificación en tiempo real. Es por ello, que a pesar que la inspección manual de los espectrogramas tiende a producir juicios correctos, se ha fomentado la investigación de la clasificación automática usando normas objetivas fundadas en la opinión de expertos.

Varias de las técnicas desarrolladas son basadas en métodos tradicionales de reconocimiento del habla [13]. Anderson et al. [1] usaron Dynamic Time Warping (DTW) para reconocimiento automático de sílabas en aves sobre registros continuos de audio. Este método comparaba directamente el espectrograma del sonido del ave con un grupo representativo de plantillas, elegidas por el investigador. La aplicación de este método a la vocalización de dos especies de aves brindó un 97 % de acierto en sílabas estereotipadas y 84 % de acierto en sílabas plásticas (sílabas variables o indistinguibles). Este no contempla la normalización en la amplitud en la señal, debido a la sensibilidad del resultado respecto a diferencias en la amplitud. Posteriormente, Kogan y Margoliash [7] emplearon DTW y modelos ocultos de Markov (HMM) para la clasificación de sonidos en aves, basada en la extracción de sílabas de registros continuos de sonido. Su método comenzaba por la extracción de los coeficientes de predicción lineal (LPC) o coeficientes cepstrales en escala de mel (MFCC) de un grupo de sílabas y luego usar DTW o HMM para reconocimiento. Los resultados fueron satisfactorios para las dos especies de aves antes mencionadas, inmersas en un ambiente de bajo ruido. Por otro lado, no demostró el mismo comportamiento ante un ambiente ruidoso o en vocalizaciones cortas.

Otros investigadores han desarrollado métodos de clasificación específicamente adaptados a las vocalizaciones de un grupo de aves. McIlraith y Card [10], indagaron en el reconocimiento del trinar en 6 especies de aves. En su método, los sonidos estaban representados por los parámetros espectrales y temporales. Se redujo la complejidad del espacio de búsqueda mediante la selección de las características que presentaban una mayor discriminación y a continuación, emplearon

una red neuronal para su clasificación. Con este método obtuvieron un buen desempeño, salvo que la red neuronal demandó un cómputo considerable. Härmä [4] se propuso un método alternativo para obtener la clasificación de sonido. Señaló que para muchas vocalizaciones, varias clases de sílabas se pueden aproximar como breves pulsos sinusoidales de amplitud variable en el tiempo y la frecuencia. Aunque este modelo es demasiado simple para algunos sonidos en aves, el sistema dio buenos resultados en el reconocimiento. En un estudio posterior, Härmä y Somervuo [5] clasificaron sonidos de aves en cuatro clases en función de su estructura armónica, modelando cada componente armónica con una senoide variable en el tiempo. No fueron reportadas estadísticas de clasificación, pero se encontraron con que los modelos de las señales dan una representación adecuada de la estructura espectral en un 93 % de las sílabas de su base de datos.

Existen trabajos previos llevados a cabo en el Laboratorio de Cibernética de la FI-UNER junto al INTA, que permiten suponer que un método acústico podría tener la capacidad para solucionar el problema aquí tratado [12, 2, 11]. En ellos, la metodología fue aplicada con éxito al reconocimiento de sonidos masticatorios en rumiantes, donde se pudieron detectar e identificar los eventos de arranque y masticación en animales de producción.

1.3. Enfermedades y signos respiratorios en avícolas

Hay múltiples factores que inciden en las enfermedades respiratorias de las aves entre los que podemos mencionar: agentes infecciosos como pueden ser virus, micoplasma, y exposiciones bacterianas primarias o secundarias; factores de manejo tales como el exceso de amoníaco, polvo, estrés, exceso de calor o de frío; factores derivados de la alimentación tales como el exceso o deficiencia nutricional y otros factores, todos influyen en la sanidad del aparato respiratorio.

El desencadenamiento de la enfermedad no depende exclusivamente del agente etiológico, sino que la favorece la disminución de la capacidad de resistencia (inmuno-depresión) a consecuencia de estados de estrés.

Las afecciones respiratorias son frecuentes en la producción avícola y son acompañadas de signos clínicos significativos y alta morbilidad. En muchos casos los signos clínicos respiratorios son comunes a muchas enfermedades y cuando

están presentes tienden a evidenciar ruidos respiratorios como estertores, chasquidos y ronquidos.

Como ejemplos de agentes que pueden estar asociados con enfermedades respiratorias en el ambiente avícola podemos mencionar a los virus tales como el *Pneumovirus Aviar* (también conocido como TRT o SHS) y *Laringotraqueitis Infecciosa* (LTI) y las bacterias como *Ornithobacter rhinotrachale* (ORT), *Haemophilus paragallinarum* (Coriza Aviar) y *Pasteurella multocida* (Colera Aviar). Ellos pueden presentarse en varias infecciones dentro de un plantel de aves, frecuentemente complicados por una infección secundaria con *E. coli* [8]. En la práctica, ante su aparición, se busca controlar las infecciones concomitantes y mejorar las condiciones ambientales, con el objetivo de disminuir la gravedad de las manifestaciones clínicas, suministrando antibióticos para tratar las infecciones secundarias, siendo vital su administración a tiempo.

1.4. Objetivos

Se han dividido los objetivos en generales y específicos, dando los primeros el marco global de este trabajo y mostrando metas personales del autor, mientras que los últimos enmarcan el proyecto dentro del campo de reconocimiento y procesamiento de señales.

1.4.1. Generales

- Desarrollar una técnica computacional que asista al personal de granja en la detección, diagnóstico y estimación cuantitativa de la presencia de signos respiratorios y afección de una población avícola productiva.
- Aprender la metodología del trabajo de investigación.

1.4.2. Específicos

- Diseñar e implementar el pre-procesamiento de señales acústicas.
- Obtener patrones que evidencien signos respiratorios acústicos susceptibles de análisis en presencia de enfermedad.

- Diseñar e implementar una técnica que efectúe el reconocimiento de signos respiratorios patológicos a partir del análisis acústicos.
- Definir e implementar criterios de estimación cuantitativa de la población afectada por los signos respiratorios.

1.5. Alcances

Se plantea el diseño y desarrollo del método completo, a nivel de prototipo (no producto comercial). Esto implica que se tendrán ajustados aspectos tales como configuración del hardware para adquisición y procesamiento, y el software específico para análisis, pero sin llegar a un diseño comercial, packaging, interfaces de usuario optimizadas para masividad de usuarios, etc.

Capítulo 2

Fundamentos teóricos

2.1. Filtrado de la señal

2.1.1. Pre-énfasis

El sistema digital usado en el preénfasis es:

$$H(z) = 1 - az^{-1}, \quad 0,9 \leq a \leq 1,0.$$

Se trata de un filtro de un solo coeficiente denominado filtro de pre-énfasis. Un valor típico de a es 0,95. El filtro se destina para alzar el espectro de la señal aproximadamente 20 dB por década como podemos apreciar en la figura (2.1). Hay dos explicaciones que justifican su utilización: primero, los segmentos de voz sonoros tienen una pendiente espectral negativa (aproximadamente 20 dB por década), este filtro tiende a contrarrestar esta pendiente mejorándose la eficiencia de las etapas posteriores; y, segundo, es que la audición es más sensible por encima de 1 kHz en la región del espectro. Este filtro amplifica esta zona del espectro ayudando a las etapas posteriores de análisis a modelar los aspectos más importantes del espectro del sonido.

2.1.2. Filtro Butterworth

El filtro de Butterworth es uno de los filtros electrónicos más básicos, diseñado para producir la respuesta más plana que sea posible hasta la frecuencia de corte. Es decir, la salida se mantiene constante casi hasta la frecuencia de corte, luego

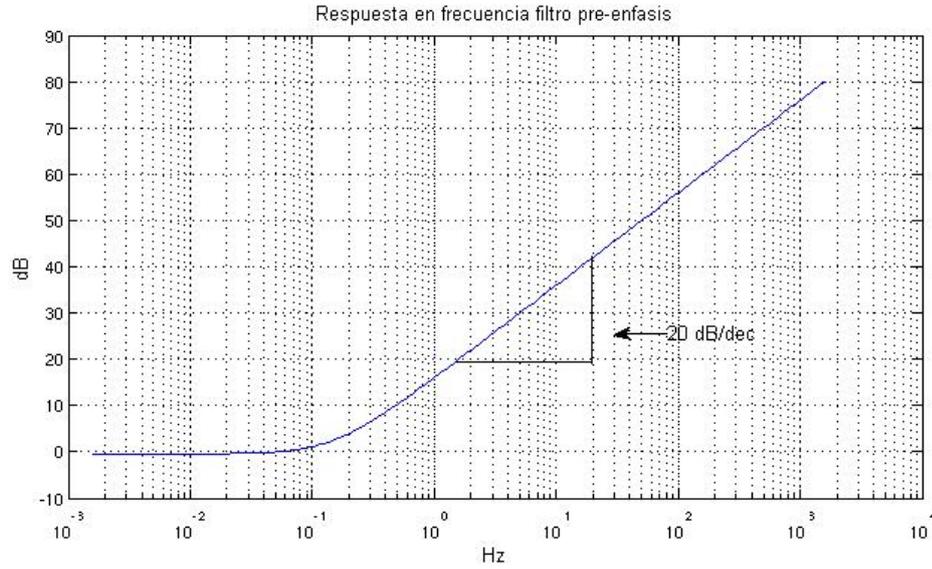


Figura 2.1: Respuesta en frecuencia del filtro de pre-énfasis.

disminuye a razón de $20 \cdot n$ dB por década (ó $\simeq 6 \cdot n$ dB por octava), donde n es el número de polos del filtro.

El filtro más básico es el típico pasa bajo de primer orden, el cual puede ser modificado a un filtro pasa alto o añadir en serie otros formando un filtro pasa banda o rechaza banda y filtros de mayores órdenes.

Según lo mencionado antes, la respuesta en frecuencia del filtro es extremadamente plana (con mínimas ondulaciones) en la banda de paso. Visto en un diagrama de Bode con escala logarítmica, la respuesta decae linealmente desde la frecuencia de corte hacia menos infinito. Para un filtro de primer orden son -20 dB por década (aproximadamente -6 dB por octava).

Éste filtro es el único que mantiene su forma para órdenes mayores (sólo con una caída de más pendiente a partir de la frecuencia de corte). Además, necesita un mayor orden para los mismos requerimientos en comparación con otros, como los de Chebyshev o el elíptico.

Si llamamos H a la respuesta en frecuencia, se debe cumplir que las $2N - 1$ primeras derivadas de $|H(\Omega)|^2$ sean cero para $\Omega = 0$ y $\Omega = \infty$. Únicamente posee polos y la función de transferencia es:

$$|H(\Omega)|^2 = \frac{1}{1 + (\Omega/\Omega_c)^{2N}}$$

donde N es el orden del filtro, Ω_c es la frecuencia de corte (en la que la respuesta cae 3 dB por debajo de la banda pasante) y Ω es la frecuencia analógica compleja ($\Omega = j\omega$).

2.2. Segmentación

La segmentación de una señal (frame-blocking), se efectúa tras la consideración de que la señal presenta características de estacionariedad en períodos de tiempo suficientemente cortos, que nos permite poder analizarla en ese segmento de la misma. De esa forma, se procede a segmentar a la señal en fragmentos de igual longitud para analizarla en la totalidad de su extensión.

El primer fragmento consiste en las primeras N muestras de la señal de audio. El segundo comienza M muestras después que el primero y se superponen entre ellos en $N - M$ muestras. Este proceso continua durante toda la señal de audio mientras ésta cuente con uno o más fragmentos. Se aprecia que si $M \leq N$, al superponerse los fragmentos de señal adyacentes resulta en una estimación espectral correlacionada entre estos segmentos; si $M \ll N$, ésta resultaría muy suave. Por otro lado, si $M > N$, no habría superposición entre fragmentos adyacentes; esto representaría una pérdida de segmentos en la señal (no aparecerían en ningún de los analizado), y la correlación entre la estimación de fragmentos sucesivos contendrían componentes de ruido que aumentarían con el valor de M . Si denominamos al l -ésimo fragmento de la señal de audio por $y(n)$, y hay L fragmentos en ella, entonces quedaría representada por:

$$y(n) = s(Ml + n), \quad n = 0, 1, \dots, N - 1, \quad l = 0, 1, \dots, L - 1 .$$

2.3. Representaciones Tiempo-Frecuencia

Es común que representemos una señal física mediante una función del tiempo $y(t)$ o, alternativamente, en el dominio frecuencial por su Transformada de Fourier $\hat{y}(\omega)$. Las dos son representaciones en cierto modo naturales, que resultan del enfoque del universo real. Ambas contienen exactamente la misma información acerca de la señal, respondiendo a distintos enfoques.

Si asumimos que la señal es aperiódica y de energía finita, estas representa-

ciones se relacionan conforme al par de Fourier:

$$\hat{y}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t)e^{-i\omega t} dt \quad (2.1)$$

$$y(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{y}(\omega)e^{i\omega t} d\omega \quad (2.2)$$

donde t representa al tiempo y ω a la frecuencia angular. Esto significa que, la información contenida en uno de los dominios puede recuperarse a partir de la información contenida en el otro. También nos presenta que un proceso temporal se puede considerar como una superposición de ondas monocromáticas de amplitud constante. Estas ondas, de frecuencia definidas, son representadas por las funciones $y_{\omega}(t) = \hat{y}(\omega)e^{i\omega t}$. Al interferirse entre sí conforman las distintas estructuras, localizadas en el dominio temporal. Al mismo tiempo observamos que, para cada frecuencia, la amplitud de la onda $y_{\omega}(t)$ queda determinada por integración de la información en la señal sobre el dominio temporal.

En procesamiento de señales es común encontrar fenómenos oscilantes, casi monocromáticos, estacionarios. También encontramos señales con amplitudes casi estacionarias, que exhiben patrones de frecuencia variable en el tiempo. Esto nos sugiere la noción de los fenómenos localizados en tiempo y frecuencia, es decir de objetos que para su descripción requieren información conjunta de ambos dominios.

El par de Fourier no es una herramienta que nos permita expresar explícitamente en forma conjunta este tipo de información, dado a que comprende a señales que pueden ser representadas por superposición de ondas estacionarias y monocromáticas $e^{i\omega t}$. Para ello se recurre a las representaciones tiempo-frecuencial, que imponen soluciones de compromiso, dado a lo establecido por el Principio de Incertidumbre de Heisenberg. El éxito de una representación consiste en elegir una apropiada representación acorde con las características de la señal y a los objetivos de su procesamiento.

Una señal de sonido puede considerarse como la superposición de sinusoides modulados por exponenciales decrecientes. Dependiendo del proceso, los eventos aparecen, en trenes, paquetes o bursts, relativamente separados, o confundidos en una onda de apariencia continua, no estacionaria. En esas señales interesa, detectar y caracterizar los bursts, que evidencian las bruscas emisiones de energía. En particular, estimar sus localizaciones temporales, frecuencias de oscilación y, eventualmente, describir su estructura de superposición.

2.4. La transformada de Gabor

Una de las representaciones tiempo-frecuencia que se emplea en procesamiento de señales se basa en el uso de ventanas temporales, utilizando funciones suaves y localizadas en un intervalo temporal.

La ventana $g(t)$ abarca una porción de la señal y permite la aplicación local de la transformada de Fourier, obteniéndose de este modo la descripción frecuencial, localizada en el dominio temporal de la ventana. Al desplazar ésta ventana a lo largo del eje temporal se cubre el dominio de la señal obteniéndose la información tiempo-frecuencia completa de la misma:

$$\hat{y}_g(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t)g(t - \tau)e^{-i\omega t} dt \quad (2.3)$$

Sea $g(t)$ una ventana real y que se encuentra localizada en un intervalo centrado en $t = 0$, de ancho Δ_t y que su transformada $\hat{g}(\omega)$ está también localizada en una banda centrada en $\omega = 0$, de ancho Δ_ω , las ventanas desplazadas y moduladas $g(t - \tau)e^{-i\omega t}$ se encuentra localizada en el dominio tiempo-frecuencial. Cada una localizada en el rectángulo centrado en el punto (τ, ω) de dimensión $\Delta_t\Delta_\omega$.

Por lo tanto el conjunto $\{\hat{y}_g(\tau, \omega)\}$ nos brinda un mapeo completo en el dominio tiempo-frecuencial que contiene la información de la señal. Siendo posible el proceso inverso, con la fórmula de inversión:

$$y(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{y}_g(\tau, \omega)e^{i\omega t} d\omega d\tau \quad (2.4)$$

En 2.4 se logra sintetizar la señal como una superposición integral de las funciones $g(t - \tau)e^{-i\omega t}$. Dicho mapeo, bajo las condiciones preestablecidas anteriormente, se lo conoce como la transformada de Gabor y es una generalización de la transformada de Fourier, que puede ser comprendida como un tratamiento localizado de la señal mediante filtros-pasabandas deslizantes, de ancho de banda constante.

Al implementar la transformada de Gabor para el procesamiento de señales de sonidos debemos tener en cuenta que ésta resulta eficiente cuando se busca hallar y caracterizar eventos con patrones frecuenciales definidos, no superpuestos y de mayor duración respecto de la ventana de análisis. Por otro lado, no es recomendable para hallar detalles de corta duración u oscilaciones asociadas a bajas

frecuencias.

2.5. Series exponenciales de Fourier locales

Una señal periódica en tiempo $y(t)$, suave y de energía finita puede ser representada a partir de su serie exponencial de Fourier:

$$y(t) = \sum_k \hat{y}(\omega_k) e^{-i\omega_k t} \quad (2.5)$$

donde $\hat{y}(\omega_k)$ son los coeficientes de Fourier y $\omega_k = \frac{2\pi k}{T}$ son las frecuencias angulares fundamentales:

$$\hat{y}(\omega_k) = \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} y(t) e^{-i\omega_k t} dt \quad (2.6)$$

En 2.6 tenemos la transformada de Fourier de una señal limitada al intervalo $[t_0; t_0 + T]$, en el conjunto de frecuencias discretas ω y multiplicada por una constante.

Podemos afirmar que la señal dada es representada como la suma de las infinitas ondas monocromáticas y periódicas $e^{i\omega_k t}$, que son ortogonales entre sí. Los coeficientes $\hat{y}(\omega_k)$ o espectro de Fourier, contienen la información de la señal en frecuencia.

Considerando una señal $y(t)$ no periódica, intuitivamente procedemos a segmentarla, utilizando una función ventana $g(t)$ de soporte finito, de longitud T , que se desplaza a intervalos regulares, cubriendo todo el dominio. Luego en cada segmento, se le aplica las series de Fourier. Seleccionando apropiadamente la función ventana $g(t)$ y el paso de desplazamiento τ_0 , obtendremos una representación de la forma:

$$y(t) = \sum_n \sum_k c_{n,k} g(t - n\tau_0) e^{i\omega_k t} \quad (2.7)$$

siendo $c_{n,k}$ los coeficientes de Fourier del segmento modulado $y(t)g(t - n\tau_0)$, cuyos valores contienen la información en frecuencia organizados en una secuencia de espectros locales. Las funciones elementales o bases del conjunto generador del espacio vectorial son justamente, las exponenciales complejas moduladas $g(t - n\tau_0)e^{i\omega_k t}$. Obtenemos así una Transformada Discreta tiempo-frecuencial, denomi-

nada Series de Fourier Locales, pudiendo ser considerada una versión discreta de la transformada de Gabor.

Por otro lado, al implementarla, tenemos las desventajas generales de las series de Fourier ya mencionadas y debiéndose seleccionar el tipo de ventana y el paso del desplazamiento, a fin de evitar bordes o discontinuidades en la segmentación. Además, la segmentación imposibilita detectar y localizar los fenómenos de bajas frecuencias.

2.6. Análisis de autovectores y autovalores

El algoritmo que empleamos es parte de un conjunto de algoritmos basados en el análisis de autovectores y autovalores (conocidos también como eigenvectors y eigenvalues respectivamente [6] [3]). Un autovector \mathbf{x} de una transformación lineal \mathbf{A} se define a través de la relación

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda \cdot \mathbf{x}$$

Donde el escalar λ puede ser complejo y corresponde al autovalor asociado al autovector \mathbf{x} . Significa que una transformación lineal aplicada sobre cualquiera de sus autovectores se reduce a un escalamiento del mismo.

Sean $y[n]$ las muestras de una señal discreta. Se define la ventana \mathbf{y} de M muestras consecutivas, como el vector columna

$$\mathbf{y} = [y[n]y[n+1] \dots [y[n+M-1]]^T \quad (2.8)$$

a partir de la cual la matriz de autocorrelación $\mathbf{R}_{\mathbf{y}\mathbf{y}}$ de la señal

$$\mathbf{R}_{\mathbf{y}\mathbf{y}} = E\{\mathbf{y}\mathbf{y}^H\} \quad (2.9)$$

que queda como una matriz de tamaño $M \times M$, donde $E\{ \}$ es el operador esperanza o media del proceso. Las señales que empleamos en el procesamiento y análisis discreto resultan ser en el común de los casos, procesos estadísticamente estacionarios y sus matrices de autocorrelación corroboran

$$\mathbf{R}_{\mathbf{y}\mathbf{y}}\mathbf{R}_{\mathbf{y}\mathbf{y}}^H = \mathbf{R}_{\mathbf{y}\mathbf{y}}^H\mathbf{R}_{\mathbf{y}\mathbf{y}}$$

y permiten la descomposición en valores singulares o SVD, la cual estará definida, para la matriz en 2.9 como

$$svd(\mathbf{R}_{yy}) = \mathbf{V}\mathbf{D}_\lambda\mathbf{U}^H \quad (2.10)$$

donde \mathbf{U} y \mathbf{V} son matrices cuadradas de tamaño M , donde las columnas corresponden a los autovectores de $\mathbf{R}_{yy}\mathbf{R}_{yy}^H$ y $\mathbf{R}_{yy}^H\mathbf{R}_{yy}$ respectivamente, mientras que \mathbf{D}_λ es una matriz diagonal que posee en su diagonal principal la raíz cuadrada de los autovalores asociados a los autovectores en \mathbf{U} y \mathbf{V} . Las matrices de autovectores obtenidas también verifican

$$\mathbf{U}^H\mathbf{U} = \mathbf{V}^H\mathbf{V} = \mathbf{U}^H\mathbf{V} = \mathbf{V}^H\mathbf{U} = \mathbf{I}$$

Lo que afirma la ortonormalidad de los autovectores como base de un subespacio.

2.7. Algoritmo de estimación del pseudo-espectro

El modelo del espectro de la señal muestreada $y[n]$, que se quiere estimar, define la combinación de p -exponenciales complejas inmersas en ruido blanco gaussiano, expresado como sigue:

$$y[n] = \sum_{i=1}^p A_i e^{2\pi f_i n + \phi_i} + \eta[n], \quad (2.11)$$

donde los parámetros de amplitud, frecuencia y fase de la i -ésima senoide A_i , f_i , ϕ_i respectivamente, se asumen constantes y desconocidos. Además, se asume que las fases ϕ_i son variables aleatorias independientes, uniformemente distribuidas en $[-\pi, \pi]$ y que el ruido $\eta[n]$ es un proceso estadísticamente independiente de las señales puras comprendidas en la sumatoria. Al tratarse de un modelo discreto de la señal, el parámetro f_i corresponderá a la frecuencia normalizada

$$f_i = \frac{f}{f_s},$$

donde f_s refiere a la frecuencia de muestreo. Con estas condiciones la función de autocorrelación de $y[n]$ estaría dada por

$$r[k] = \sum_{i=1}^p A_i^2 e^{j2\pi f_i k} + \sigma_i^2 \delta[k]. \quad (2.12)$$

La separación de términos en 2.12 indica que las componentes de señal y ruido son estadísticamente independientes. La autocorrelación del ruido corresponde a un impulso centrado en el origen ponderando la varianza σ^2 , lo que se conoce como hipótesis de ruido blanco.

Partiendo de un registro de N muestras temporales de la señal $y[n]$, se establece una ventana \mathbf{y} de M muestras definida como el vector columna en 3.1 para cada valor de tiempo discreto $n = [1, \dots, N]$. Se realiza entonces una estimación de la matriz de autocorrelación de $y[n]$, obteniendo una matriz de tamaño $M \times M$

$$\mathbf{R}_{\mathbf{y}\mathbf{y}} = \frac{1}{N - M} \mathbf{y}\mathbf{y}^H. \quad (2.13)$$

Para definir el tamaño de la ventana (cantidad de muestras M) en el algoritmo de estimación, se necesita el número de frecuencias N_f de componentes puras que se desean estimar en la gráfica final. Por lo tanto M deberá satisfacer la desigualdad

$$M \geq N_f + 1, \quad (2.14)$$

en la que cabe señalar que en caso de considerar un modelo exponencial de la señal, tomando sólo la parte real de 2.11, deberá considerar la desigualdad en 2.14 como $M \geq 2N_f + 1$, dado a que la estimación incluirá también la parte negativa (reflejada) del espectro de la señal.

Los componentes sinusoidales puros pueden ser expresados por vectores normalizados de exponenciales complejas \mathbf{s}_{f_i} asociados a cada frecuencia f_i , definidos como los vectores columna

$$\mathbf{s}_{f_i} = [1 \ e^{-j2\pi f_i} \ e^{-j2 \cdot 2\pi f_i} \ \dots \ e^{-j[M-1]2\pi f_i}]^T. \quad (2.15)$$

Aplicando 2.15, la estimación de la matriz de autocorrelación en 2.13 puede ser, efectuando un promediado suficiente, definida como:

$$\mathbf{R}_{\mathbf{y}\mathbf{y}} = \sum_{i=1}^p A_i^2 \mathbf{s}_{f_i} \mathbf{s}_{f_i}^H + \sigma^2 \mathbf{I} = \mathbf{R}_{\mathbf{ss}} + \mathbf{R}_{\eta\eta}, \quad (2.16)$$

siendo que asumimos la ortogonalidad del subespacio de ruido respecto al subespacio de señal, expresando la matriz de autocorrelación total de la señal \mathbf{R}_{yy} como la sumatoria de matrices de autocorrelación independientes para la suma de componentes sinusoidales puras \mathbf{R}_{ss} y del ruido $\mathbf{R}_{\eta\eta}$. Esta última, al tratarse de ruido blanco gaussiano, puede ser asignada como una matriz diagonal donde todos los elementos de la diagonal principal corresponderán a la potencia del ruido [15]. De acuerdo con la ecuación 2.10 la descomposición en autovalores de la matriz \mathbf{R}_{yy} equivale al producto de tres matrices

$$svd(\mathbf{R}_{yy}) = \mathbf{V}\mathbf{D}_\lambda\mathbf{U}^H = [\mathbf{V}_s\mathbf{V}_r]\mathbf{D}_\lambda[\mathbf{U}_s\mathbf{U}_r]^H, \quad (2.17)$$

$$[\mathbf{V}_s\mathbf{V}_r] \begin{pmatrix} \lambda_1 + \sigma^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_p + \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma^2 \end{pmatrix} [\mathbf{U}_s\mathbf{U}_r]^H. \quad (2.18)$$

La descomposición SVD incorpora un ordenamiento de mayor a menor para los autovalores presentes en la matriz diagonal \mathbf{D}_λ . Este ordenamiento afectará también la posición de los autovectores columna presentes en \mathbf{V} y \mathbf{U} ya que éstos están asociados de manera biunívoca con cada autovalor. En 2.17 la matriz de $(M \times p)$ $\mathbf{V}_s = [\mathbf{V}_1\mathbf{V}_2 \dots \mathbf{V}_p]$ contiene al conjunto de autovectores columna asociados al subespacio de señal mientras que la matriz de $(M \times M - p)$ $\mathbf{V}_r = [\mathbf{V}_{p+1}, \dots \mathbf{V}_M]$ está conformada por el conjunto de autovectores columna asociados al subespacio de ruido. La misma distribución aplica para la composición de autovectores presentes en \mathbf{U} . La visualización detallada de la estructura matricial en 2.17 y 2.18 nos da una idea de cuántas componentes espectrales se pueden reconocer a partir de este proceso. Se observa que en la diagonal principal de \mathbf{D}_λ los primeros p términos contienen la suma del i -ésimo autovalor más la varianza del ruido (que es la misma a lo largo de toda la diagonal) y que los siguientes $(M - p)$ valores de la diagonal, al no existir señal asociada, contendrán sólo términos de ruido y por lo tanto serán significativamente menores de acuerdo a la SNR (relación señal-ruido) lo cual permitirá la discriminación del número de componentes puras de señal presentes en la muestra. Al utilizar este algoritmo buscamos construir una función $P[f]$ que genere un pseudo-espectro que permita visualizar la presencia de tonos puros y a que frecuencia corresponden. Ésta función generadora

del pseudo-espectro responde a la siguiente estructura [9] :

$$P[f_i] = \frac{1}{\sum_{k=p+1}^M \alpha_k |\mathbf{s}_{f_i}^H \mathbf{v}_k|^2}, \quad (2.19)$$

donde la obtención de la estimación del espectro se encuentra basada en la ortogonalidad que se debe verificar al efectuar el producto escalar de un vector base de frecuencias puras \mathbf{s}_{f_i} , según la definición en 2.15, con el total del conjunto de autovectores pertenecientes al subespacio de ruido (rango $k = p + 1, \dots, M$ en la sumatoria). Dicha ortogonalidad se verificará con valores muy cercanos a cero en el denominador para aquellas f_i correspondientes a las componentes senoidales efectivamente presentes en la muestra, dando origen a picos elevados en el pseudo-espectro estimado, esto es $\mathbf{s}_{f_i}^H \mathbf{v}_j \rightarrow 0$ con $k = (1, \dots, p)$ y con $k = (p + 1, \dots, M)$. Para los valores restantes de f_i entre $f_s/2$ y $-f_s/2$ que no correspondan a frecuencias de tonos puros presentes en la muestra, el denominador en 2.19 tomará valores próximos a la unidad y su inversa retornará valores menores a los picos espectrales obtenidos para los tonos detectados.

A partir del estimador general en 2.19, haciendo $\alpha_k = 1 \forall k$, obtenemos el estimador del método MUSIC, que está basado en los autovectores del subespacio de ruido con ponderación uniforme. Haciendo 2.14 estamos aplicando el método MUSIC y aseguramos un tamaño en exceso para la matriz de autocorrelación, pero debemos tomar recaudos de que M no se aproxime mucho a N para que el promediado en 2.13 no sea deficiente.

Capítulo 3

Materiales y métodos

El problema de *clasificación* de signos respiratorios es similar a muchos problemas existentes en detección y clasificación de patrones.

El proceso de *recolección* de datos incluye la adquisición de audio usando dispositivos de grabación. Los registros son obtenidos en entornos controlados en cuanto al ruido de fondo.

La *extracción de características* se realiza mediante un examen espectral-temporal de los registros de signos respiratorios. Ello consiste en el uso de mediciones de los picos principales en el pseudo-espectro de segmentos de la señal. De la observación de los patrones se obtienen un grupo de parámetros que permiten discriminarlos como las frecuencias espectrales, energías y periodicidad.

El *reconocimiento* consiste en la selección de intervalos de audio representativos en los registros obtenidos, para poder realizar la detección de los parámetros antes mencionados, y determinar discrepancias permitidas a fin de ajustar a la realidad del problema.

La cuantificación, se describe como un procedimiento estadístico, en la que mediante un muestreo de la población de un galpón de pollos, se determina si presenta o no signos y se establece niveles de población afectada en base a éstos.

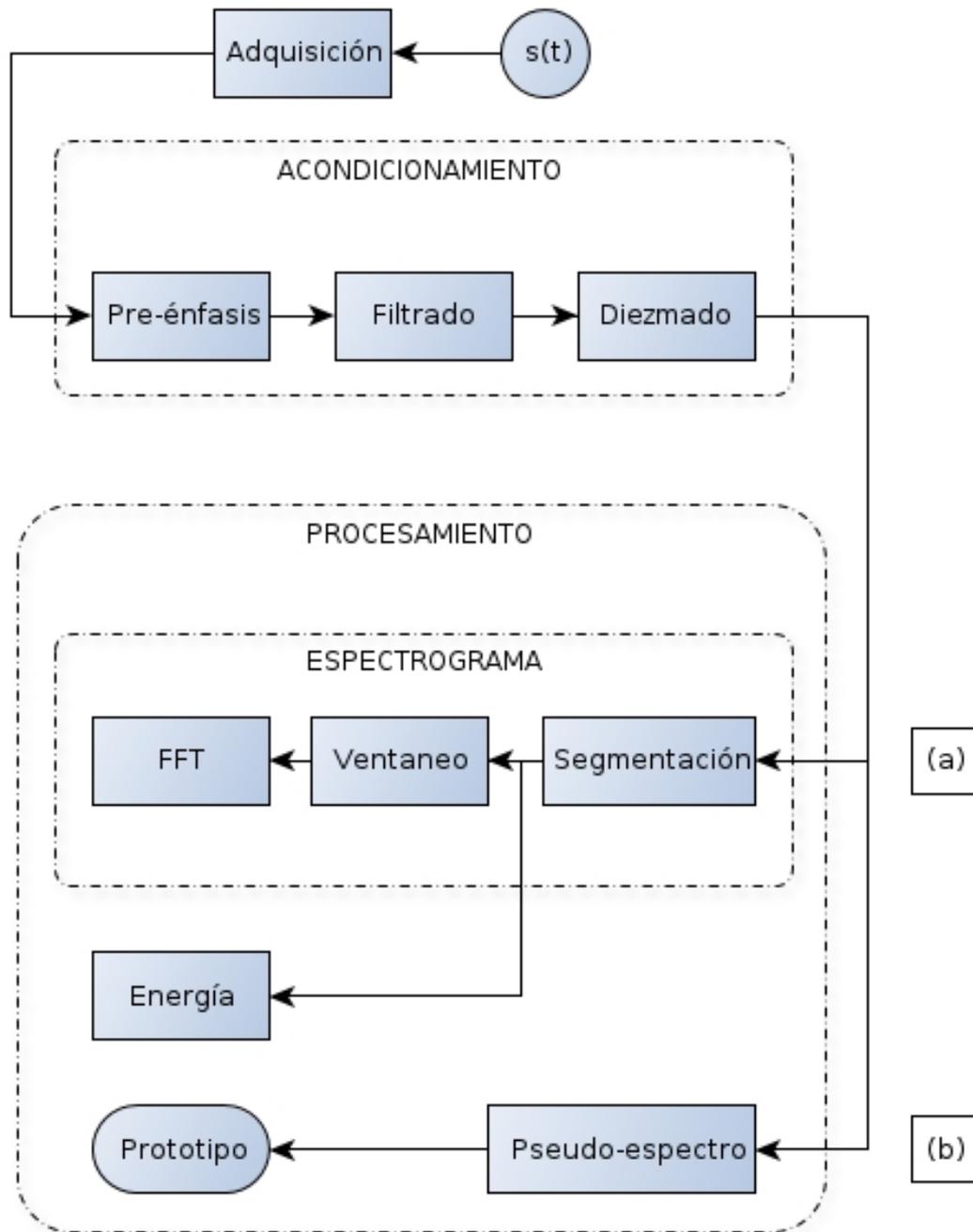


Figura 3.1: Proceso de caracterización de la señal.

3.1. Adquisición y acondicionamiento

3.1.1. Adquisición

El primer paso del proceso consiste en realizar la adquisición de la señal de audio $s(t)$, como se puede apreciar en la figura (3.2). Ésta se obtuvo mediante el empleo de grabaciones digitales de audio con signos respiratorios patológicos de 60 s de duración, practicadas sobre un grupo de aves afectadas, las cuales fueron previamente apartadas de su entorno para minimizar los efectos del ruido en el ambiente. A priori se desconocían las características espectrales, por lo tanto se las adquirió con una resolución de 16 bits y una frecuencia de muestreo de 44,1 kHz. Para tal propósito fue empleada una Netbook Asus, modelo I-EEE con su micrófono integrado, por cuestiones de practicidad.

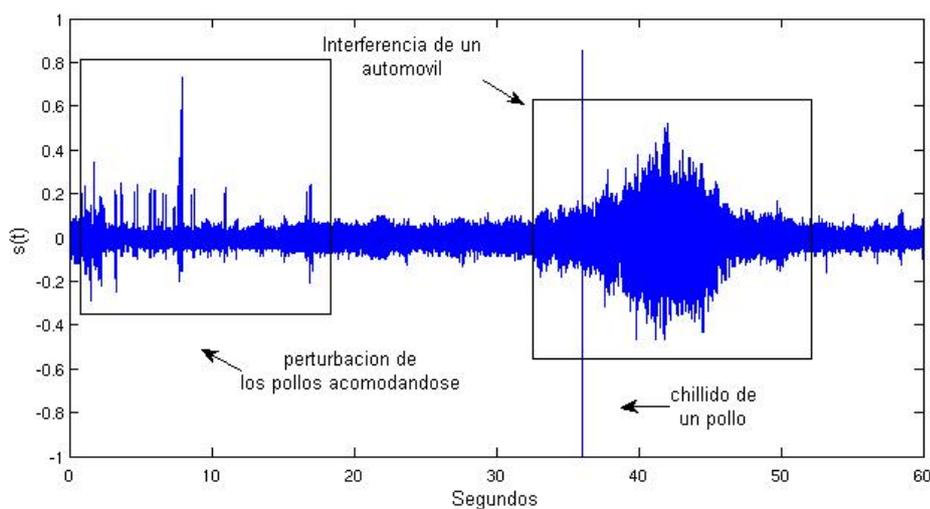


Figura 3.2: Sonograma de la pista de audio adquirida de un pollo con síntomas respiratorios.

En la figura (3.2) podemos observar la adquisición de la señal practicada sobre un solo pollo (portador de signos respiratorios patológicos). El proceso comprende el seleccionar el intervalo de tiempo entre 20 y 30 s, como podemos apreciar en la figura (3.3), a fin de evitar ruidos presentes fuera de él (entre 10 – 30 s se identifica el sonido de alboroto del pollo en tanto se estabilizaba frente al equipo de adquisición y de 30 – 50 s pertenece a la interferencia de un automóvil).

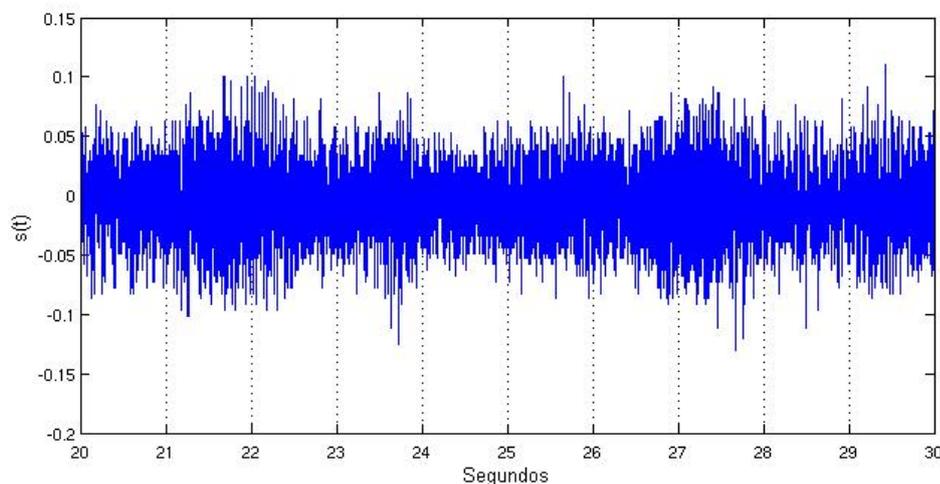


Figura 3.3: Segmento del sonograma extraído para análisis.

3.1.2. Pre-énfasis

La señal digitalizada $s(n)$, es sometida a un sistema de filtrado digital de bajo orden, como fue introducido en 2.1.1. En este caso, la salida del bloque de pre-énfasis $\tilde{s}(n)$, como se puede apreciar en (3.4), se evidencia el cambio en la dinámica temporal de la señal y está relacionada a la entrada $s(n)$, por la ecuación en diferencias:

$$\tilde{s}(n) = s(n) - a \cdot s(n - 1).$$

3.1.3. Filtrado

La implementación de la etapa de filtrado viene a la necesidad de acotar la señal $\tilde{s}(n)$ en banda, es decir, solo dejar pasar aquellas frecuencias que contengan signos respiratorios. Para tal tarea se implementaron dos filtros Butterworth, uno de ellos configurado como pasa altos y el otro como pasa bajos, aplicados en ese orden respectivamente. La determinación de los parámetros del filtro fue realizada por inspección del espectrograma de la señal, resultando así las frecuencias de cortes y paso necesarias.

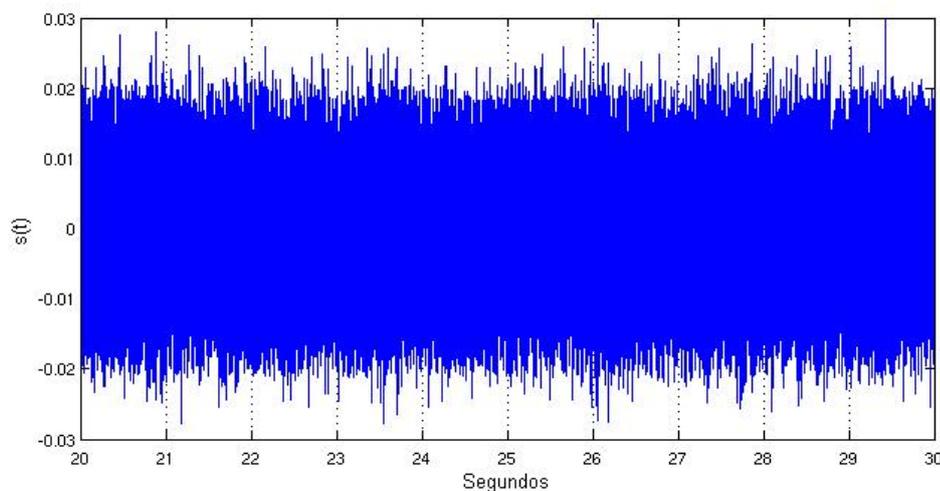


Figura 3.4: Sonograma de la señal luego de aplicado el filtro de pre-énfasis.

La implementación del filtro fue realizada por medio del entorno MatLab, haciendo uso del *Filter Design & Analysis Toolbox*, ingresando parámetros explicitados en la tabla 3.1 y obteniendo como resultado el cálculo de los coeficientes a emplear en los respectivos filtros. En la figura (3.5) podemos observar la respuesta en frecuencia conjunta de los filtro conformando un filtro pasa-bandas y en la figura (3.6) se observan los cambios tanto en la señal como así también en su espectro luego de ser sometida a dicho filtrado.

Tabla 3.1: Parámetros empleados para el diseño de los filtros

Parámetro	Pasa Altos	Pasa Bajos
Sampling Frequency (Hz)	44100	44100
Stopband Frequency (Hz)	100	2200
Passband Frequency (Hz)	110	1800
Stopband Attenuation (dB)	80	80
Passband Ripple (dB)	1	1
Band to match exactly	stopband	stopband

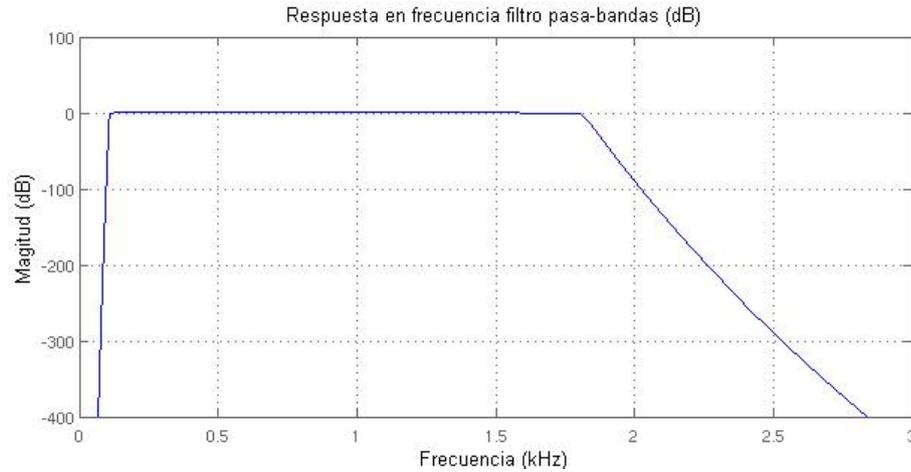


Figura 3.5: Respuesta en frecuencia del filtro pasa-bandas empleado.

3.1.4. Diezmado (sub-muestreo)

El concepto de diezmado, si bien en su etimología se refiere a una reducción en un factor de diez, se aplica de forma genérica al muestreo de una señal discreta por un factor entero, es decir, a preservar una de cada K muestras de la señal discreta. La ecuación que lo describe es muy sencilla:

$$y(n) = \tilde{s}(n \cdot K)$$

que indica que las muestras presentes en la señal diezmada se obtienen de las muestras de la señal original en los instantes $n \cdot K$.

En la figura (3.7) se observan los cambios tanto en la señal como así también en su espectro luego de ser diezmada.

3.2. Procesamiento de la señal

En búsqueda de visualizar la información contenida en la señal, procederemos al cálculo del espectrograma y la energía. Para ello deberemos realizar un segmentado en bloques de la señal y un ventaneo a fin de suavizar la transición entre ellos.

Se calculará el pseudo-espectro de la señal y en forma conjunta a la información aportada por las gráficas anteriores, se determinará un patrón característico

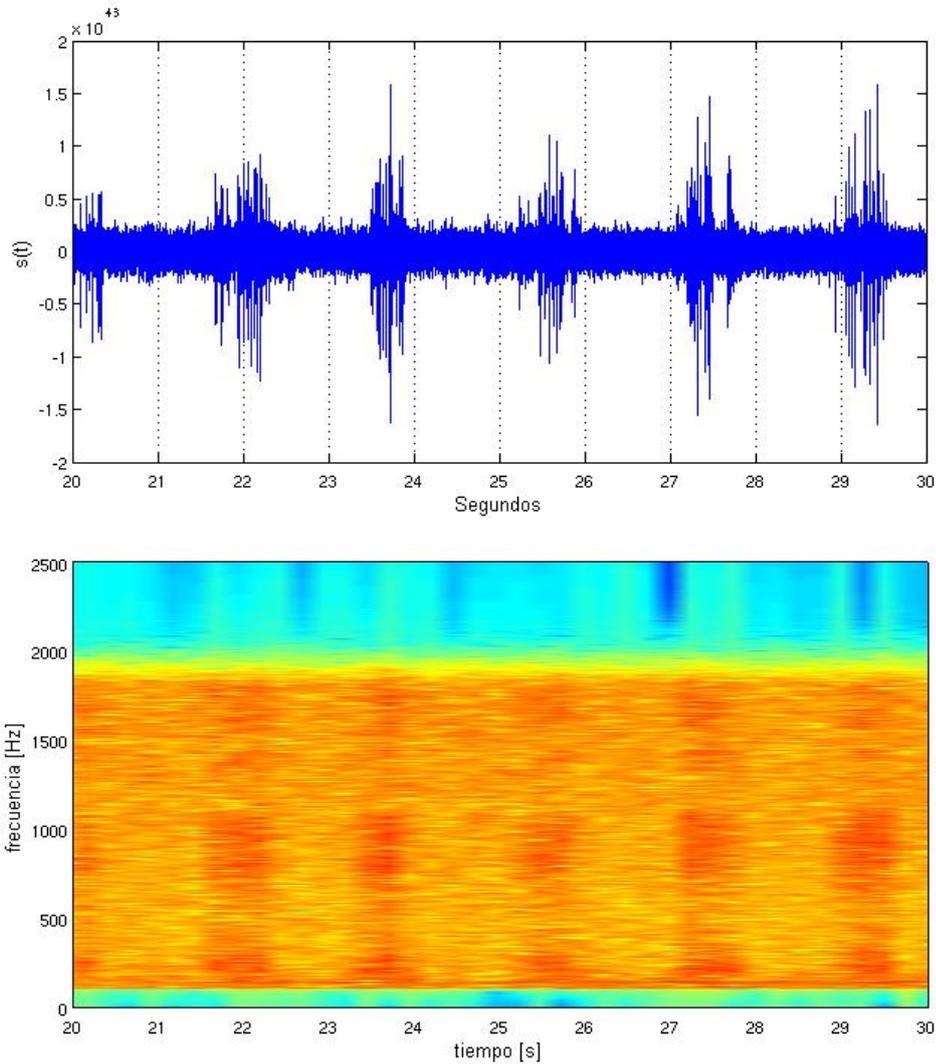


Figura 3.6: Sonograma y espectrograma de la señal luego de aplicar el filtrado pasa-banda ($F_m = 44.1$ kHz).

del signo respiratorio en la señal.

3.2.1. Segmentación

En este paso, la señal pre-enfatizada y diezmada $y(n)$, es fragmentada en segmentos de N muestras, con un solapamiento entre fragmentos adyacentes de M muestras.

De la figura del sonograma de $y(n)$ en (3.8) es posible advertir que el ancho

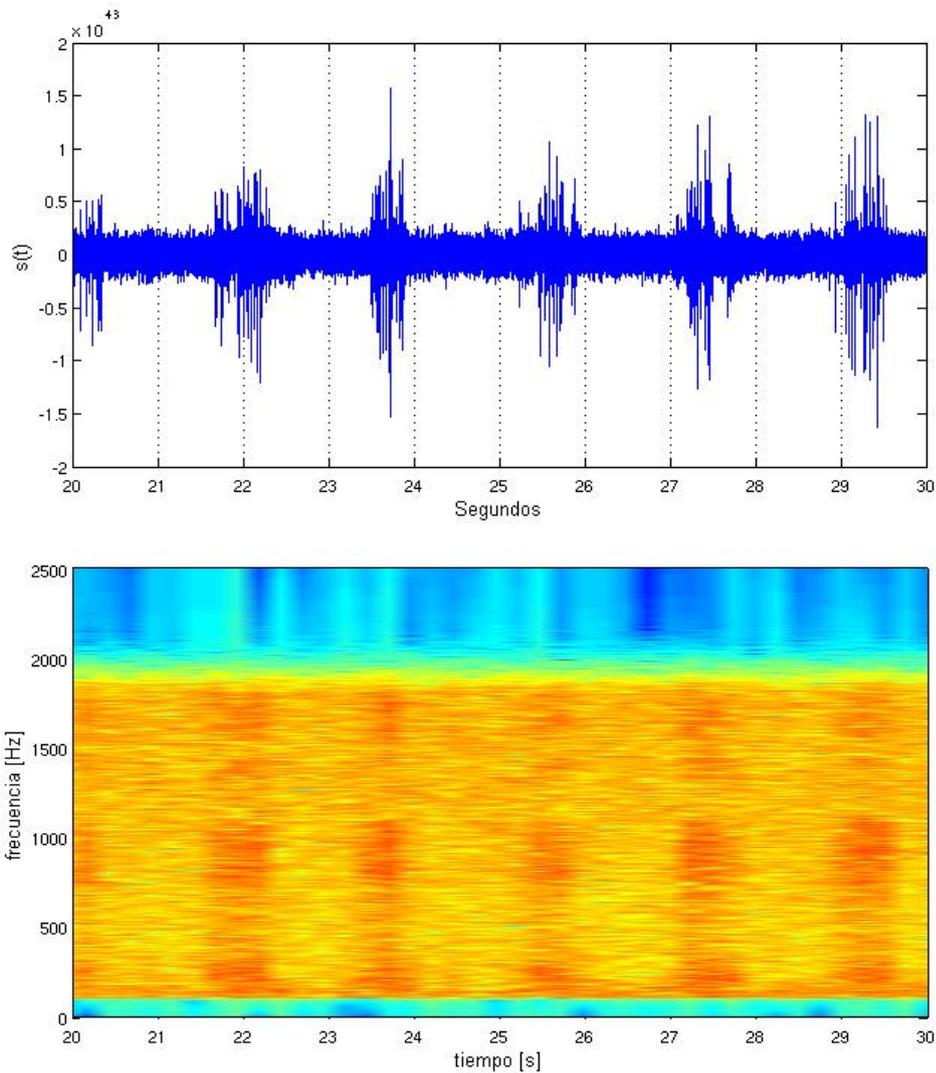


Figura 3.7: Sonograma y espectrograma de la señal luego de aplicar el diezmado ($F_m = 5.5125$ kHz).

de la ventana debe elegirse menor a 4 ms para obtener una adecuada resolución frecuencial, siendo que ahí se encuentra un periodo del evento patológico, en tanto que la superposición entre fragmentos de la señal fue establecida en un 50 %.

Ventaneo

El siguiente paso en el proceso es el ventaneo de cada fragmento individual de la señal $y(n)$ para así minimizar las discontinuidades tanto al comienzo como al

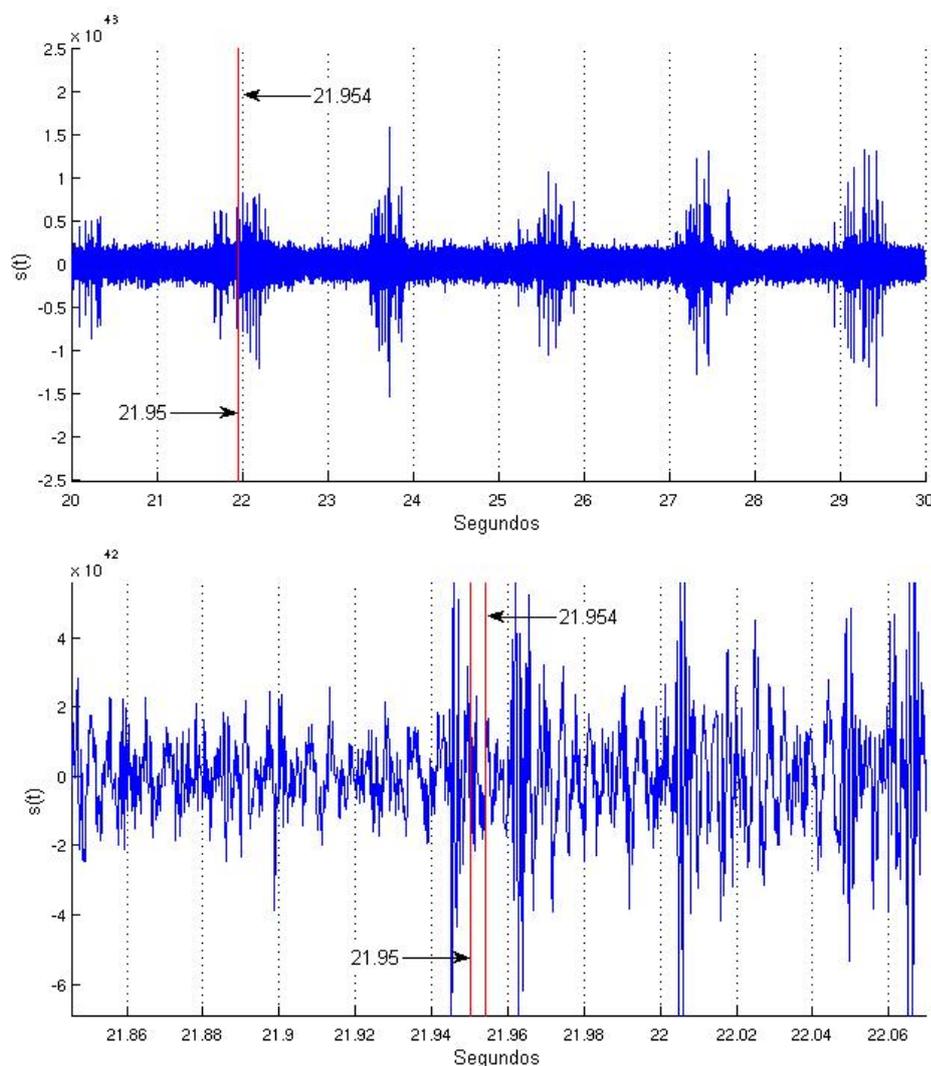


Figura 3.8: Ampliación del sonograma en donde se resalta entre barras verticales al período del sonido patológico.

final del mismo. El concepto aquí es operar sobre cada segmento con una función ventana definida como $w(n)$, $0 \leq n \leq N - 1$, cuyo resultado del ventaneo es la señal:

$$y_{vent}(n) = y_{fragm}(n)w(n), \quad 0 \leq n \leq N - 1.$$

Una función ventana típica empleada en métodos tratamiento de señales es la ventana Hamming, cuya forma es

$$w(n) = 0,54 - 0,46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), \quad 0 \leq n \leq N-1.$$

3.2.2. Representaciones de la señal

Energía y Espectrograma

Se emplea una representación espectral (por ejemplo, transformada discreta de Fourier de tiempo corto) mediante la aplicación del algoritmo de Transformada rápida de Fourier (FFT) sobre la señal acondicionada y graficamos el espectrograma para exhibir sus características frecuenciales.

A fin de poder discernir en la señal los fragmentos con signos respiratorios, se procedió a evaluar la energía contenida en cada segmento según la expresión 3.1.

$$\mathbf{E} = \|\mathbf{y}_{vent}\|_2^2 \quad (3.1)$$

pudiendo ser apreciada en la figura (3.9), junto al espectro de la señal, mostrando una correspondencia entre los intervalos más energéticos y aquellas franjas en el espectrograma que evidencian signos respiratorios.

Pseudo-espectro

La estimación de la frecuencia y detección de componentes puros dentro de la señal con ruido (o en determinado anchos de banda) constituye la base para la clasificación en tareas de reconocimiento. Para esto último, hacemos uso del algoritmo MUSIC (Multiple Signal Classification) presente en el Signal Processing Toolbox de MatLab para la estimación del pseudo-espectro de la señal acondicionada, como se puede observar en la figura (3.10). Un segmento de señal con signos respiratorios patológico muestra 3 picos o componentes frecuenciales ubicados aproximadamente en 0.25, 0.8 y 1.5 kHz, de esa manera obtenemos un prototipo de la señal, es decir, aquella pieza del sistema que nos permitirá comparar con otras señales e identificar sus grados de similitud con ésta misma.

Para tener una idea de cómo es el comportamiento al transcurrir el tiempo de las componentes halladas anteriormente, haremos un análisis grueso, a modo ilustrativo, de forma que nos muestre como es su dinámica con el transcurrir del sonido. Para ello, haremos un segmentado del intervalo en cuestión y a cada

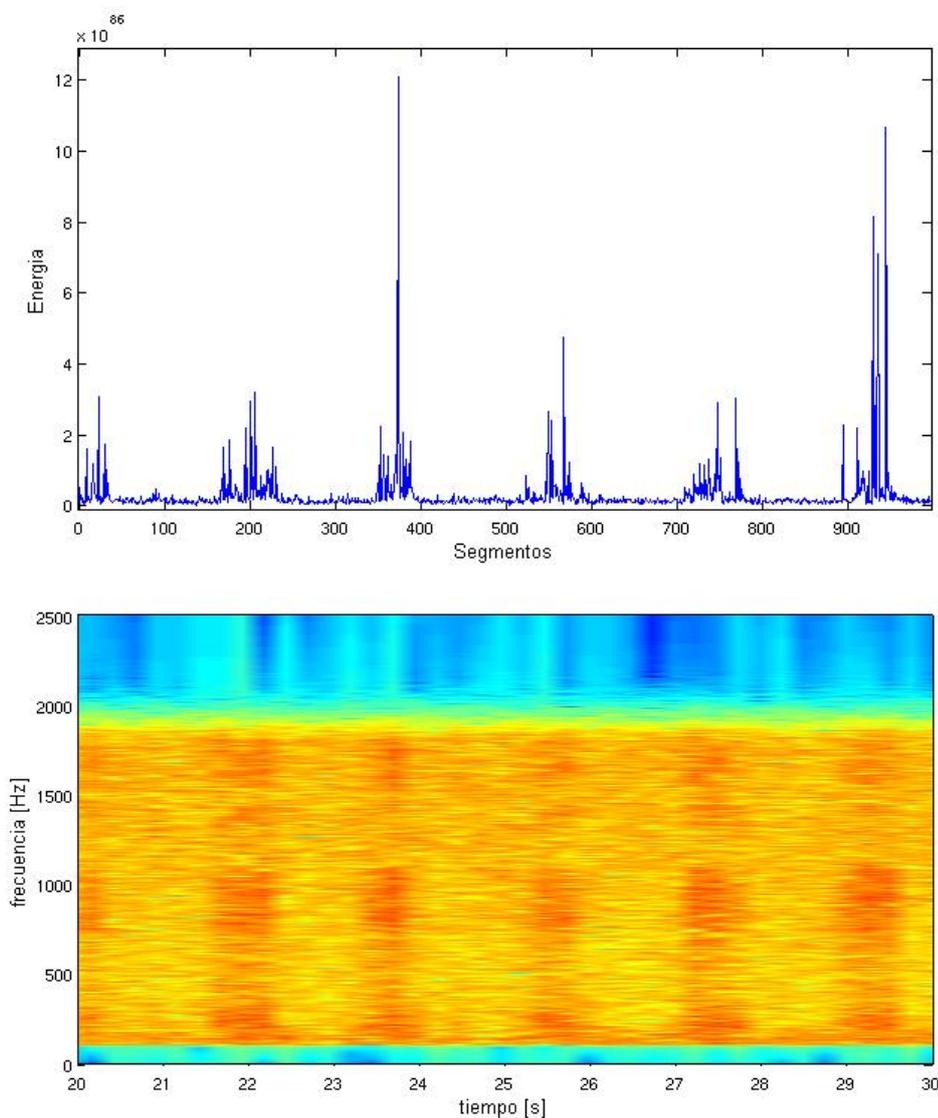


Figura 3.9: Energía contenida por cada segmento de señal (arriba) junto al espectrograma correspondiente (abajo).

frame, le aplicaremos la estimación del pseudo-espectro.

Para ilustrar dicha dinámica, presentaremos cada uno de los pseudo-espectros estimados dispuestos en forma de cascadas (waterfall). De la figura (3.12), logramos discernir un comportamiento alternado entre dos eventos, uno compuesto por la *primer componente* hallada en la figura (3.10) y el otro, caracterizado por la simultaneidad de la *segunda y tercer componentes* en la misma figura.

Resulta tentador (para mí), observando en la figura (3.12), identificar éste comportamiento. En un principio, por inspección del sonograma en (3.7), pode-

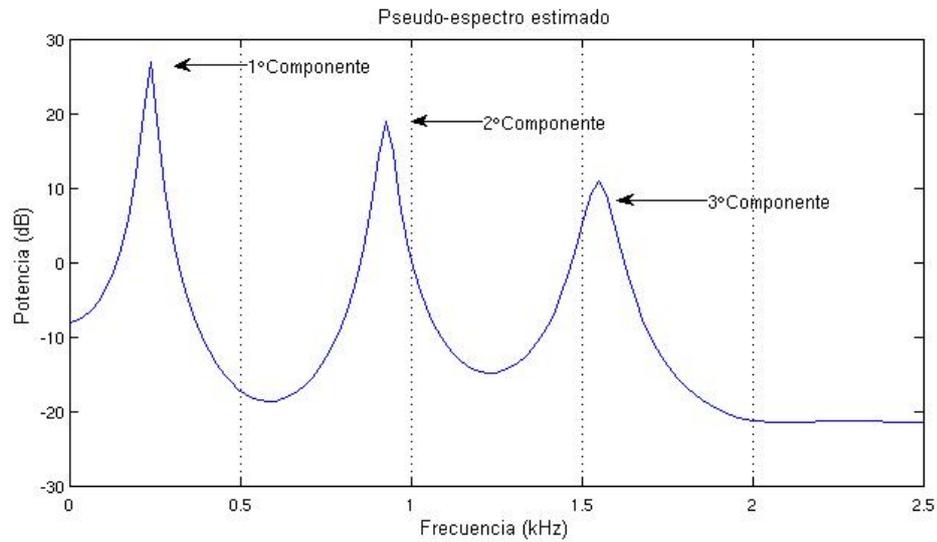


Figura 3.10: Pseudo-espectro de la señal.

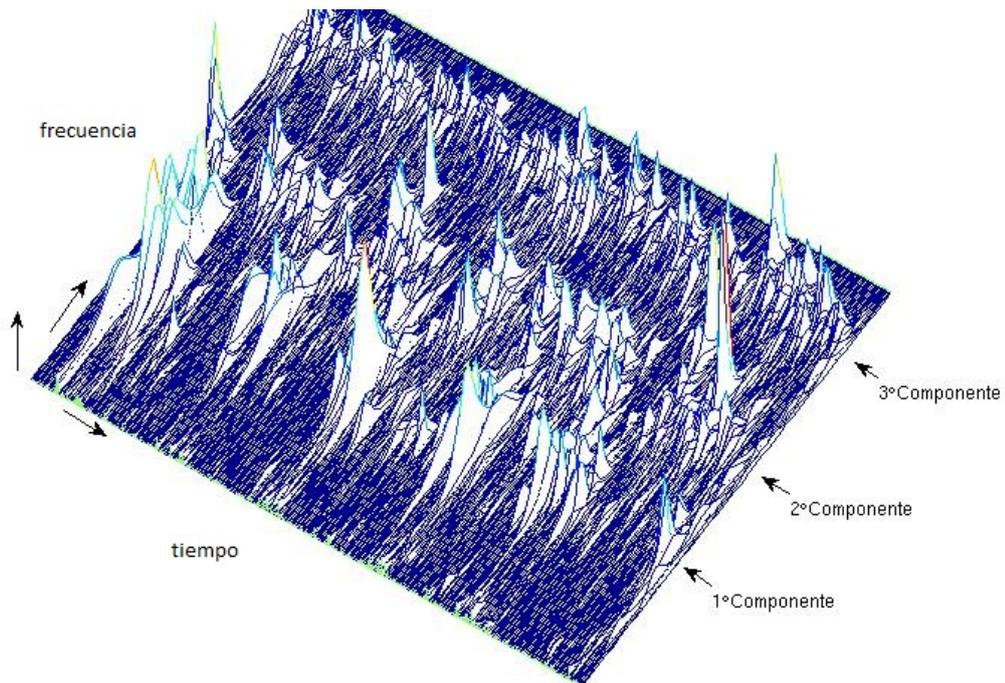


Figura 3.11: Dinámica de las componentes frecuenciales del pseudo-espectro en la señal con el transcurrir de los fragmentos de la misma (vista en perspectiva).

mos evidenciar un comportamiento periódico de $F_r = 40 \frac{resp}{min}$ que coincide con la frecuencia respiratoria del pollo en $y_{resp}(t)$. Para hacerlo gráfico, presentaremos

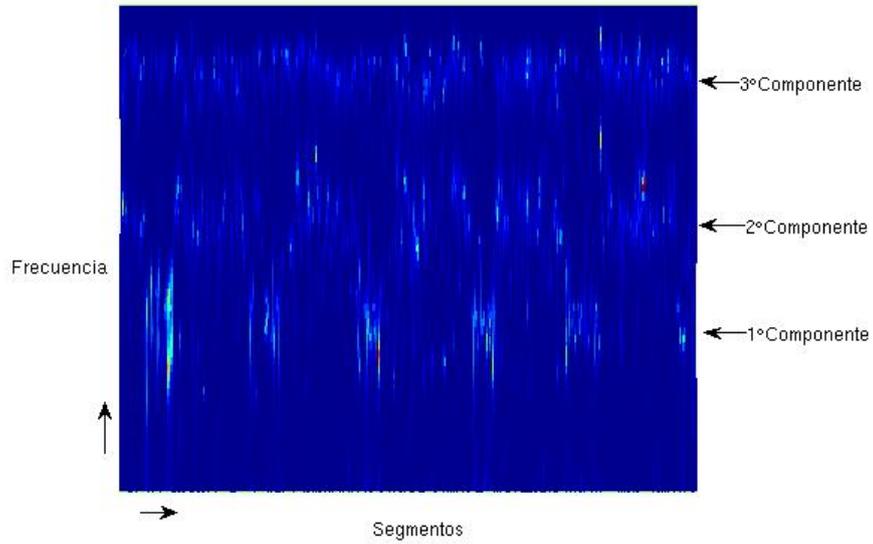


Figura 3.12: Dinámica de las componentes frecuenciales del pseudo-espectro en la señal con el transcurrir de los fragmentos de la misma (vista superior).

al mismo tiempo, superpuestas a $y_{resp}(t)$ y el sonograma de la figura (3.7) obteniendo así la figura (3.13)

$$F_r = \frac{6 \text{ ciclos}}{9 \text{ s}} \cdot 60 \text{ s} = 40, \frac{\text{respiraciones}}{\text{minuto}}, \quad 25 \leq F_r \leq 160. \quad (3.2)$$

$$y_{resp}(t) = A \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot F_r \cdot t + \phi).$$

De la figura (3.13) se aprecia como en este caso, $y_{resp}(t)$ delimita los eventos respiratorios en (3.7), coincidiendo las fases (-) con la inspiración y las (+) con la expiración a lo largo de todo el intervalo.

3.3. Reconocimiento de signos respiratorios

Una vez determinado el patrón característico del signo respiratorio se procede a buscar su presencia dentro de la señal completa. En la figura (3.14) se esquematiza el proceso de reconocimiento de signos respiratorios por parte del sistema. Para ello es necesario hacer el acondicionamiento de señal anteriormente descrito. Luego se segmenta en bloques de 10 s (tiempo en el que se basa la obtención del prototipo) y sobre cada bloque se aplica el algoritmo MUSIC

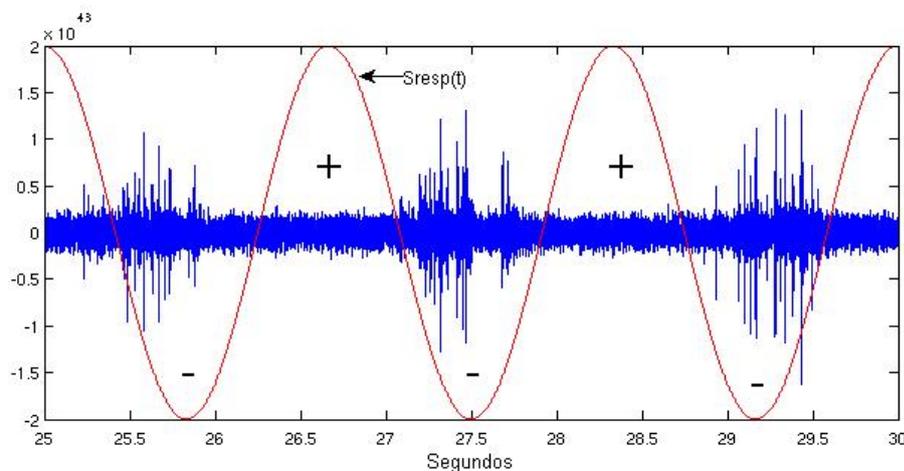


Figura 3.13: Identificación de eventos respiratorios.

para determinar el pseudo-espectro correspondiente a cada uno y así poder compararlos con la del prototipo. Para tal fin, se empleó el cálculo de la distancia euclídea entre pseudo-espectros, que presenta la siguiente expresión 3.3:

$$dist = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}. \quad (3.3)$$

p = prototipo de signo respiratorio patológico, q = segmento de la señal a comparar con el prototipo, n = numero de muestras de las señales a comparar, p_i y q_i = i -ésimo elemento de p y q respectivamente.

En la tarea de reconocimiento del signo respiratorio se admitió un umbral de máxima diferencia admisible, de modo de discernir entre artefactos en la señal (ruido de autos, barullo, etc.). Este umbral se tomó $U_{dist} = 120$, correspondiente al valor de la figura (3.15) al tiempo de 50 s.

En la figura (3.16) se observa la aplicación del umbral de selección $U_{dist} < 120$, indicando cada línea vertical el centro del intervalo en el que se reconoció el signo respiratorio.

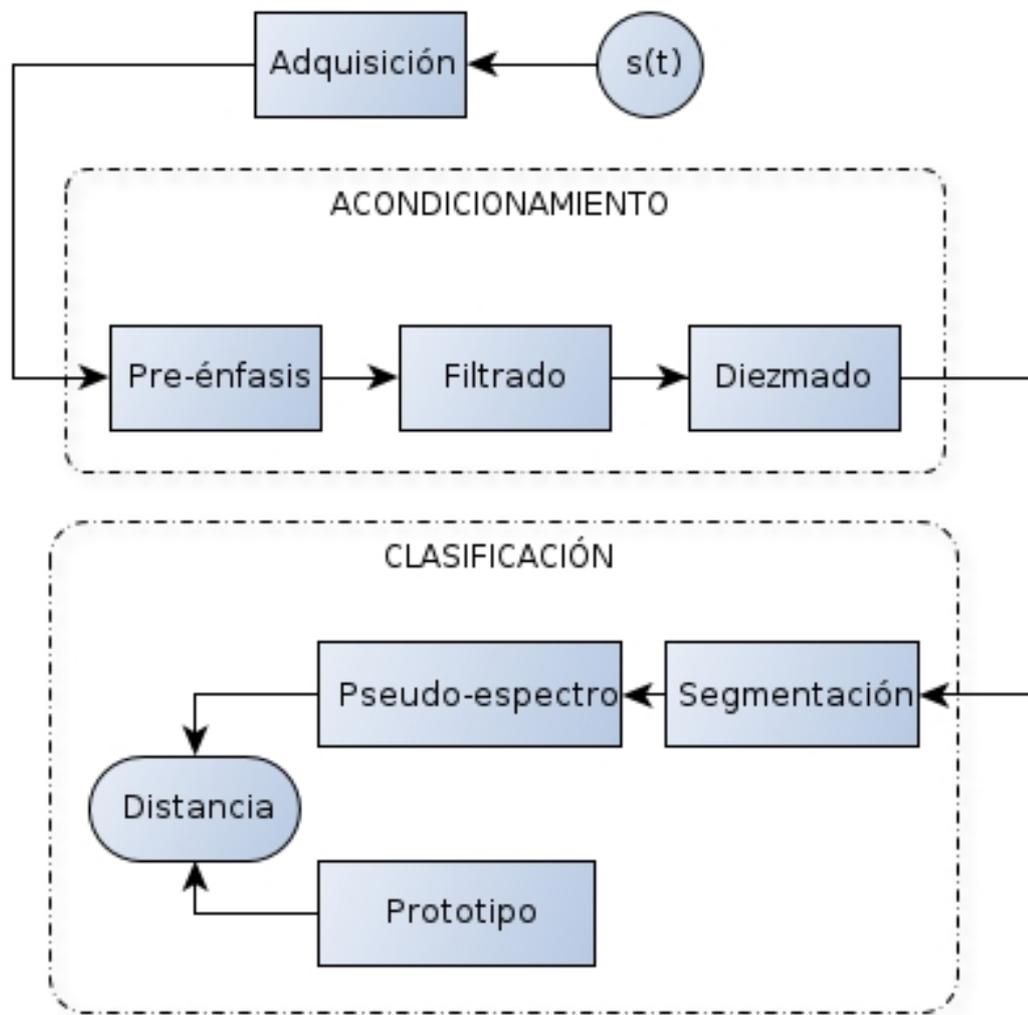


Figura 3.14: Proceso de detección de signos respiratorios patológicos.

3.4. Cuantificación de signos respiratorios

En ésta sección propondremos una metodología que nos permita implementar una detección eficiente y cuantificarla. Para ello consideraremos un lote de 10 mil pollos, dispuestos en un recinto 1080 m^2 ($90 \text{ m} \times 12 \text{ m}$) con una densidad aproximada de $10 \frac{\text{pollos}}{\text{m}^2}$.

Como hemos referido con anterioridad, deseamos detectar en forma temprana la presencia de signos respiratorios y para tal fin deberemos contar con un proceso de muestreo con el cual realizar los registros para su reconocimiento. Es así como surgen tres cuestiones a resolver:

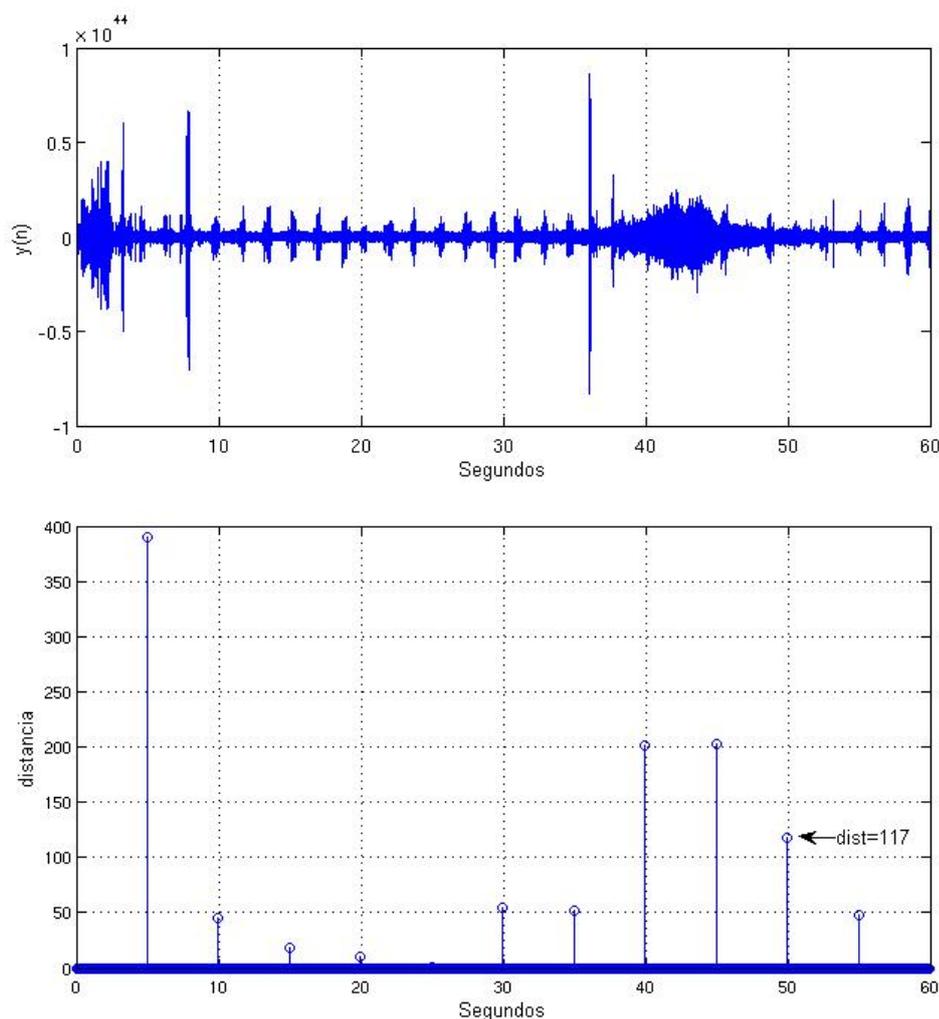


Figura 3.15: (superior)Sonograma de la señal procesada y (inferior) distancia de cada intervalo

- Cuantos registros deben realizarse.
- En que lugar del recinto deben llevarse a cabo.
- Que porcentaje de la población puede ser cubierta.

Ante estas cuestiones, determinaremos el alcance que posee la realización de un registro de audio. Del registro ensayado en el ambiente productivo, que se puede observar en la figura (4.4), adoptamos como radio de acción el de 2 m, correspondiendo a la distancia del micrófono al pollo que nos permitió percibir signos

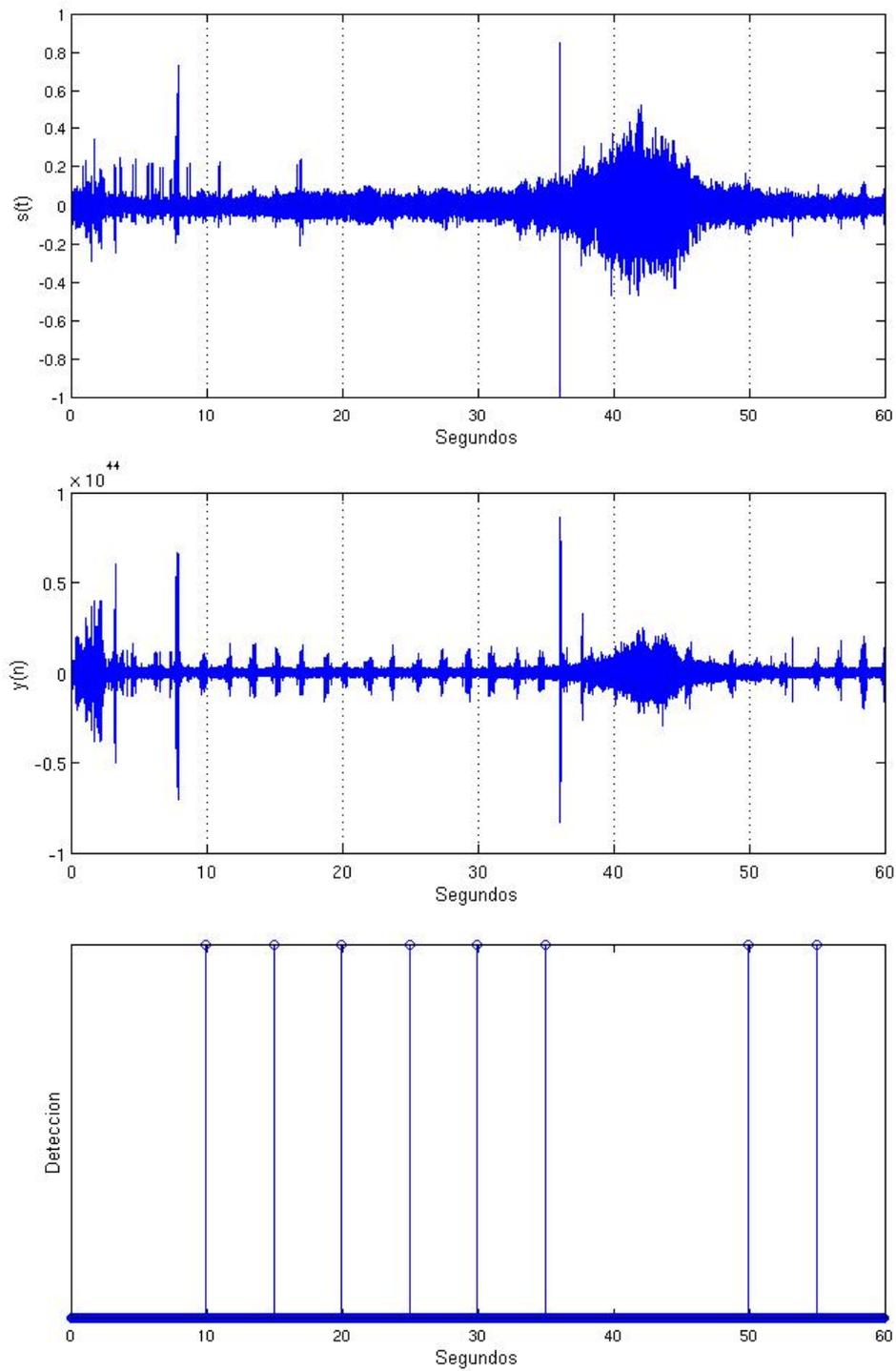


Figura 3.16: (superior) Sonograma de la señal sin procesar, (centro) sonograma de la señal procesada y (inferior) detección de signos respiratorios.

respiratorios patológicos correctamente, permitiéndonos alcanzar una cantidad de pollos aproximada de 125 obtenida del cálculo en la ecuación 3.4.

$$N^{\circ} \text{ pollos alcanzados} = (\pi \times (2 m)^2) \times 10 \frac{\text{pollos}}{m^2} = 125. \quad (3.4)$$

A simple vista surge la necesidad de realizar unos 80 registros simultáneamente para cubrir la totalidad del lote, pero resulta poco práctico. Aquí es donde atenderemos la segunda cuestión planteada, intentando ver la posibilidad de realizar el muestreo en lugares mas representativos. Reflexionando sobre la producción, observamos que a lo largo del día, todos los individuos deben alimentarse, por lo tanto, es tentador el considerar la disposición de los comederos en el lote. Estos se encuentran ubicados en dos líneas longitudinales, paralelas al eje mayor del recinto. Si consideráramos realizar los registros sobre la línea de comederos en forma simultanea, deberíamos realizar 44 registros, cada uno separado del anterior por una distancia igual al doble de su radio de acción y así alcanzaríamos la totalidad del lote en cuestión. Pero hay que destacar que los pollos dentro del lote, exhiben una dinámica, es decir, deambulan por el galpón y vemos innecesario el hecho de tantos registros. Se propone por lo antes dicho, cubrir solo el 50 % de la cantidad de registros, representados en forma aproximada por 22, distribuidos a lo largo de cada línea de comedero, 11 en ambos lados, pero intercaladas como se muestra en la figura (3.17).

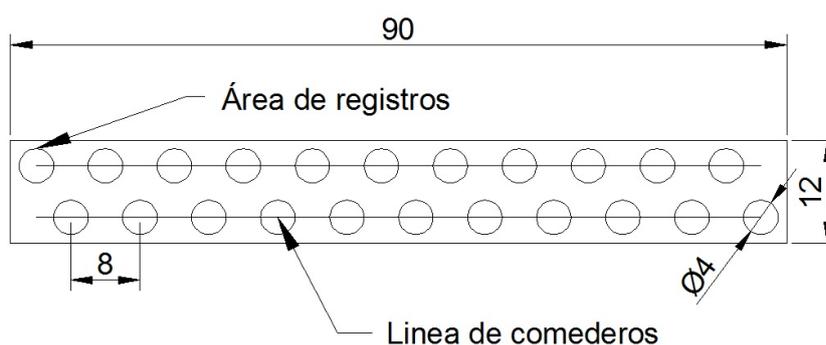


Figura 3.17: Diagrama de la distribución dentro del galpón de las zonas de registro propuestas.

Capítulo 4

Experimentos y resultados

A efectos de poder evaluar el desempeño del sistema de reconocimiento propuesto, se lo sometió a diferentes situaciones, de modo de poder observar y comparar aspectos en su funcionamiento. Se observará la respuesta frente a la variación tanto en el número de pollos a analizar, como también en condiciones de ruidos adversas a la adquisición del audio.

Los pollos que se analizaron procedían de un lote de 15.000 de 25 días de edad, que evidenciaba casos de individuos con signos tempranos de afección respiratoria, los cuales posteriormente fueron medicados con Cetrifos por el personal médico veterinario como medida de profilaxis.

4.1. Pruebas con un solo pollo enfermo

En ésta instancia se aisló a un pollo enfermo (con signos respiratorios patológicos), en un recinto alejado del galpón donde se aloja el lote productivo. La distancia del micrófono al pollo fue de alrededor de 10 cm.

Podemos ver en la figura (4.1) el resultado de la señal acondicionada y como el sistema reconoce aquellos intervalos en donde no se presenta ruido, ignorando en este caso al principio la presencia de ruidos resultantes de la acomodación del pollo frente a la presencia del equipo de adquisición (aproximadamente los primeros 5 s) y al final, ante el pasar de un automóvil por la ruta (aproximadamente a los 40 s).

4.2. Pruebas con varios pollos enfermos

En las figuras (4.2) y (4.3) podemos observar la señal acondicionada y cómo el sistema reconoce los intervalos en donde no se producen ruidos anormales por parte del grupo de pollos.

A diferencia de la figura (4.1), observamos una mayor periodicidad en los eventos respiratorios de la señal acondicionada, así como también un incremento en su amplitud, debiéndose a una respiración parcialmente sincronizada por pequeños subgrupos desfasados temporalmente.

4.3. Prueba con mezclas

En la figura (4.4) observamos el caso de una señal perteneciente a una multitud de 7 pollos enfermos, mezclados con individuos sanos (aproximadamente $10 \frac{\text{aves}}{\text{m}^2}$), próximos al micrófono de adquisición (distancia de 30 cm al suelo, aproximadamente 10 cm sobre los pollos), inmersos en el ambiente productivo.

En este caso, las condiciones desfavorables de ruido en el entorno, dificultan la tarea de detección y fue necesaria una modificación en el umbral empleado anteriormente en la sección 3.3 por $U_{dist} < 200$, reduciéndose el intervalo en el cual el sistema detecta la presencia de signos respiratorios.

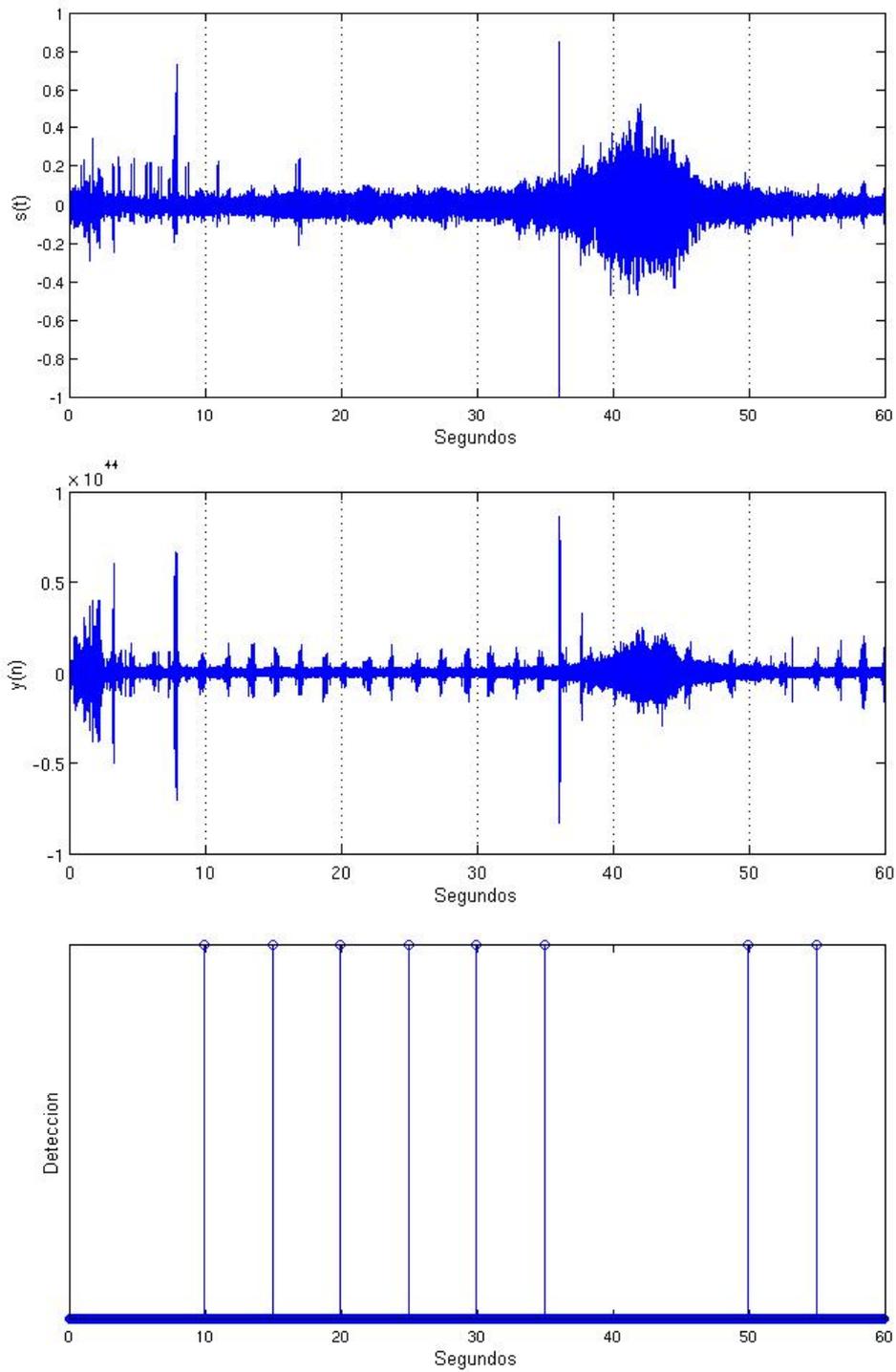


Figura 4.1: (superior) Sonograma de la señal sin procesar de 1 pollo enfermo, (centro) sonograma de la señal procesada y (inferior) detección de signos respiratorios

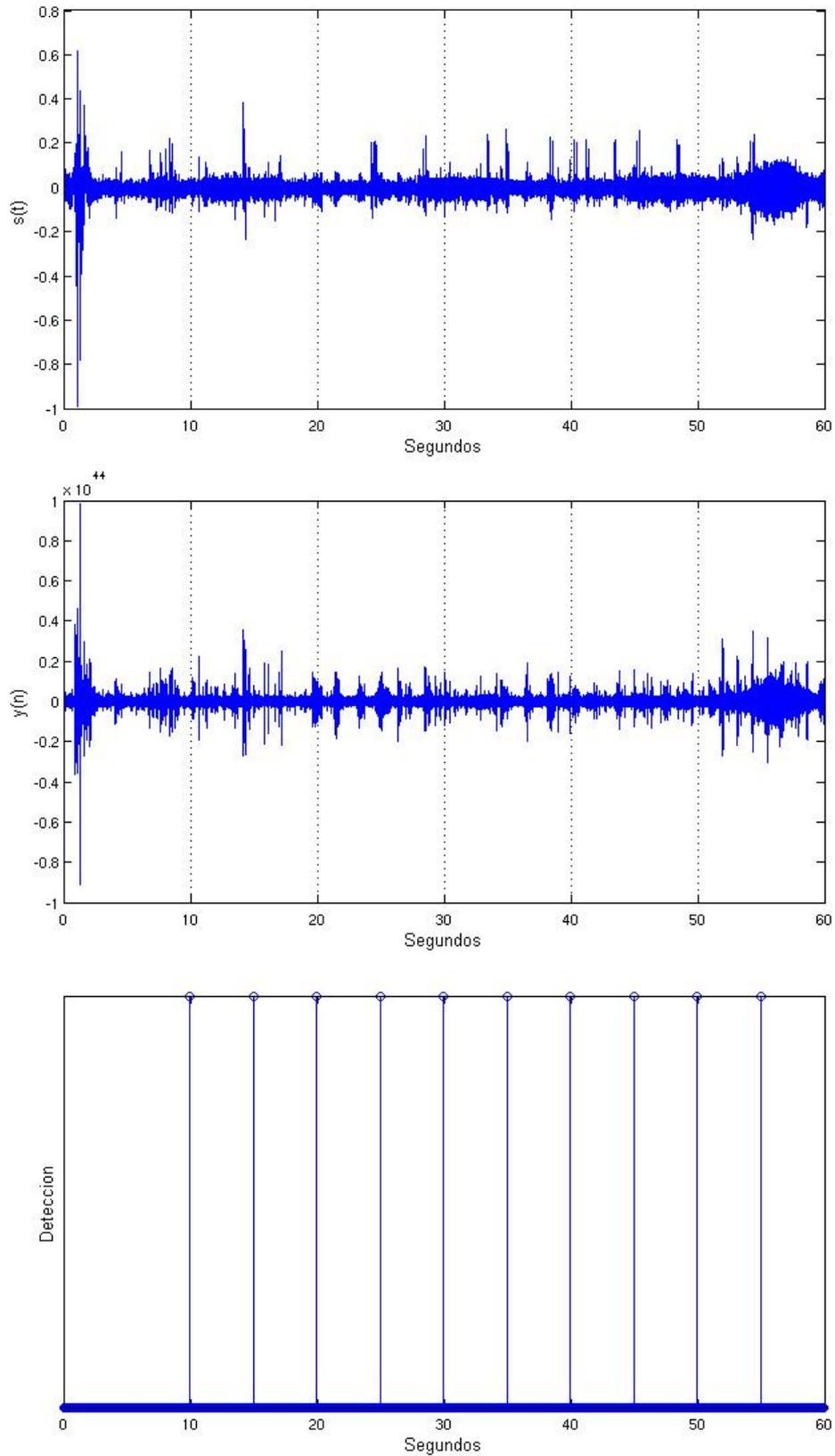


Figura 4.2: (superior) Sonograma de la señal sin procesar de 4 pollos, (centro) sonograma de la señal procesada y (inferior) detección de signos respiratorios

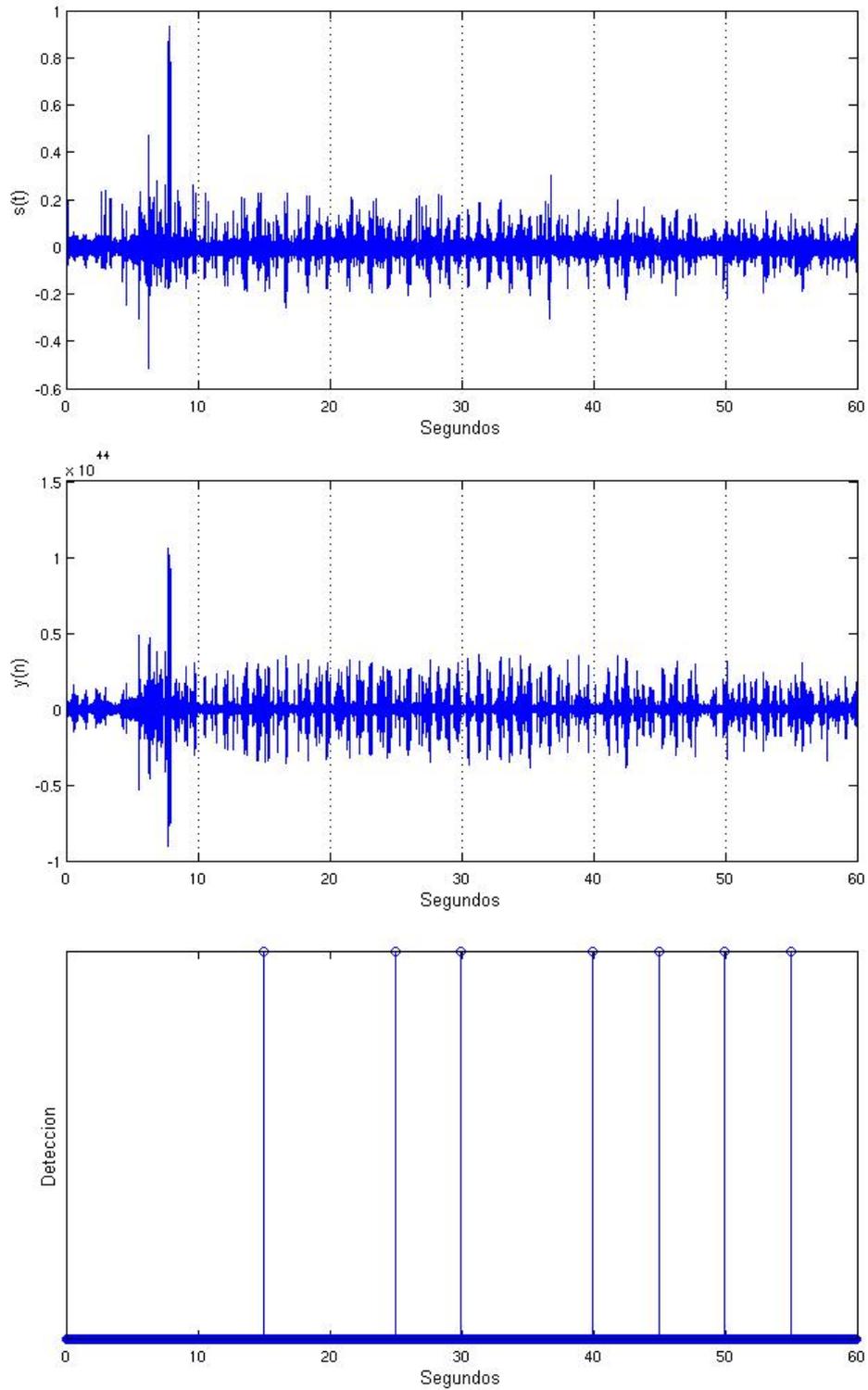


Figura 4.3: (superior)Sonograma de la señal sin procesar de 7 pollos, (centro) sonograma de la señal procesada y (inferior) detección de signos respiratorios

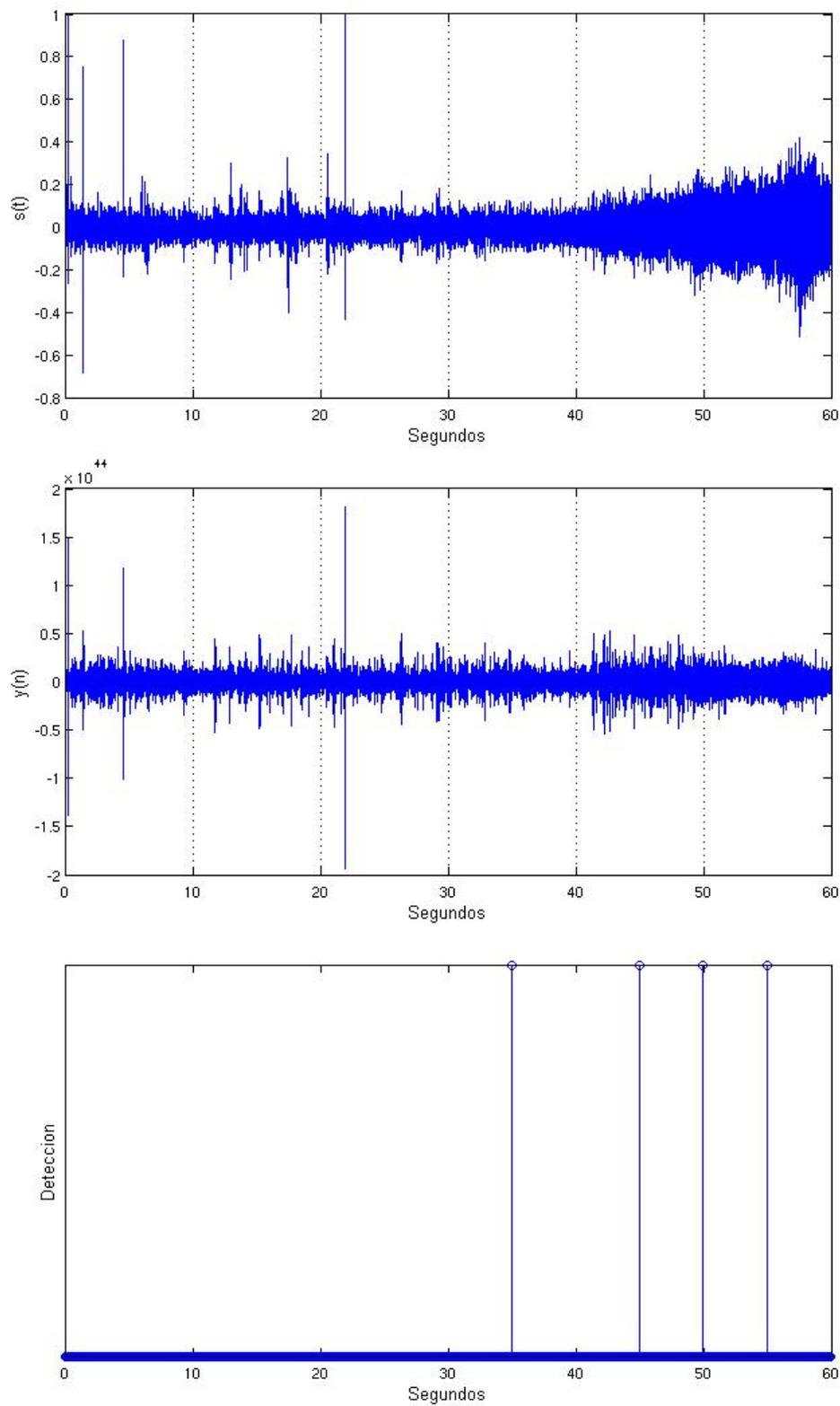


Figura 4.4: (superior) Sonograma de la señal sin procesar, (centro) sonograma de la señal procesada y (inferior) detección de signos respiratorios

Capítulo 5

Análisis Económico

5.1. Detalles de Costos

Para analizar los costos se dividirán estos en cuatro grupos de acuerdo a su naturaleza:

- Recursos materiales no agotados dentro del periodo de realización del proyecto: estos corresponden a los bienes materiales que se amortizan durante el proyecto pero que pueden ser utilizados posteriormente, por lo que tendrán un costo inicial para su compra y un costo real dentro del proyecto.
- Recursos materiales agotados dentro del periodo de realización del proyecto: en este grupo se encuentran los bienes materiales que se consumen dentro del tiempo de ejecución del proyecto.
- Servicios: comprenden los costos vinculados a servicios como energía eléctrica y telefónica.
- Recursos humanos: son los costos de mano de obra correspondientes a un Bioingeniero novel que trabaja durante un periodo igual a la duración del proyecto.

A continuación se muestran estos costos de manera detallada para permitir su posterior análisis.

5.1.1. Recursos materiales no agotados

Los equipos de computación y los programas en general sobreviven a la ejecución de un proyecto como este y por lo tanto el costo real que significan dependerá de la tasa de amortización para cada ítem. Esta tasa está dada en meses de acuerdo al tiempo en que cada ítem se desvaloriza por completo por volverse obsoleto o finalizar su vida útil. Considerando que el proyecto se realizó en un periodo de 4 meses, que la vida útil de una computadora personal es de 3 años y la del software de 4, se tienen los costos listados en la tabla 5.1:

Tabla 5.1: Costos de bienes no agotables en el período de duración del proyecto. Ci : costo inicial en pesos, Ta : tiempo de amortización en meses, Cr : costo real en pesos.

Concepto	Ci	Ta	Cr.
Notebook Asus K53S	4900	36	544.44
Impresora Hp LaserJet 210	416	48	34.67
Sistema operativo	380	48	31.67
Entorno de programación	399	48	33.25
Mesa para PC	429	120	14.3
Silla ergonómica	439	120	14.63
Total	6963		672.96

Puede verse que si bien el costo inicial es elevado, el costo real es significativamente menor y estos bienes pueden ser empleados para otros fines dentro del periodo de amortización.

5.1.2. Recursos materiales agotados

En este grupo se incluyen todos aquellos materiales que han sido adquiridos para la realización del proyecto y que se han consumido en el tiempo de duración del mismo. Los costos vinculados a estos materiales se resumen en la tabla 5.2:

Tabla 5.2: Costos de bienes agotables en el período de duración del proyecto. C : costo en pesos.

Concepto	C
Recarga de toner	80
Resma A4	25
Nafta	840
Total	945

5.1.3. Servicios

Los costos relacionados a los servicios de empresas privadas son los siguientes:

Tabla 5.3: Costos de servicios empleados en el proyecto. C : costos en pesos

Concepto	C
Proveedor de internet	516
Energía eléctrica	160
Total	676

La conexión de internet corresponde a una tarifa plana de \$129 por mes y la energía eléctrica a una tarifa promedio de \$40 por mes.

5.1.4. Recursos humanos

Se considera una retribución de \$35 por hora para un Bioingeniero novel trabajando 8 hs por día, 5 días a la semana, durante 4 meses, lo que implica un

costo de RRHH:

$$\left(8 \frac{\text{horas}}{\text{día}} \cdot 5 \frac{\text{día}}{\text{semana}} \cdot 4 \frac{\text{semana}}{\text{mes}}\right) \cdot 35 \frac{\$}{\text{hora}} \cdot 4 \text{meses} = \$22400.$$

5.1.5. Costo total del proyecto

Sumando los costos finales parciales de los puntos anteriores se obtiene el costo total del proyecto. Este cómputo se resume en la tabla 5.4.

Tabla 5.4: Costo total del proyecto como suma de los costos finales parciales. *C*: costos en pesos

Concepto	C.
Recursos no agotables	672.96
Recursos agotables	945.
Servicios	676.
Recursos humanos	22400.
Total	24693.96

5.2. Análisis de Costos

El objetivo de este análisis de costos es determinar la incidencia que cada uno de los ítems tratados antes tiene sobre el costo total del proyecto. Este análisis es de importancia en el caso de una eventual reducción de costos o direccionamiento de los recursos económicos de una empresa ya que permite discriminar que ítems contribuyen de forma significativa al costo final.

En la tabla 5.5 se muestran los costos de cada grupo ordenados de forma descendente según su costo y la incidencia porcentual acumulada de cada grupo respecto al total de grupos. Este particular ordenamiento se emplea para construir un diagrama de Pareto que permite observar de manera gráfica la incidencia de cada grupo sobre el costo total y de esta manera determinar sobre cuáles de ellos centrar los esfuerzos de optimización.

El diagrama de Pareto se muestra en la figura (5.1) donde puede apreciarse que el 25% de los ítems representan más del 80% de los costos. Este resultado

concuera con la ley de Pareto y es típico de proyectos de esta naturaleza donde priman los recursos humanos sobre los materiales.

Tabla 5.5: Costos finales parciales correspondientes a los cuatro grupos. *Ci*: costo inicial en pesos, *Ca*: porcentaje acumulado respecto al costo total, *Ia*: porcentaje acumulado respecto al total de ítems.

Grupo	Concepto	Ci	Ca	Ia
1	Recursos humanos	22400	91 %	25 %
2	Recursos agotables	945	4 %	50 %
3	Recursos no agotables	672.96	3 %	75 %
4	Servicios	676	3 %	100 %

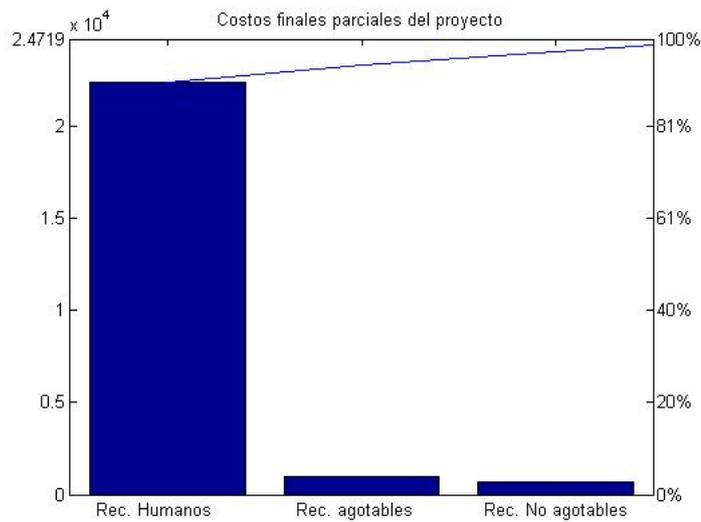


Figura 5.1: Diagrama de Pareto de costos parciales

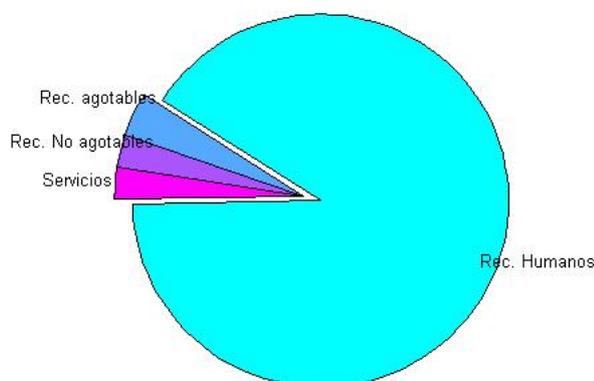


Figura 5.2: Diagrama circular de costos parciales

5.2.1. Beneficio esperado

Para evidenciar el beneficio que se obtendría en la implementación de este sistema propuesto, analizaremos la situación que se presentaría ante dos escalas productivas, una pequeña y otra de mediana magnitud, en las que asumiremos una demora de 7 días en el tratamiento, consecuente a una detección tardía de los signos respiratorios propuestos, y comparándola con su tratamiento a término. También consideraremos una mortalidad constante del %0,15 diario, cuestión que no es cierta del todo, dado a que es un factor que comienza a incrementarse a medida que transcurre el tiempo y según la naturaleza agravada o no del brote infeccioso, viéndose ampliamente superada en casos severos.

El tratamiento de la producción avícola ante la presencia de signos respiratorios patológicos se realiza mediante el suministro de antibióticos de amplio espectro en el agua de consumo. El antibiótico comercial es designado por el criterio médico veterinario, quien prescribe uno u otro según la severidad del caso. Para nuestro fin emplearemos la marca comercial Cetrifos-P. Dentro de las especificaciones de uso del mismo, figura una contraindicación en su empleo los 7 días previos a la faena del lote, dado a su residualidad.

El estadio productivo que evaluaremos en el corriente será contemplando 29 días de edad, asumiendo que sucedió un brote infeccioso de índole respiratorio

en ese momento. También consideraremos una demora de 7 días en la detección, siendo posible aun medicar. Esta elección se ve fundada en que se maximizan las pérdidas por demora en el tratamiento, tanto por mortalidad así como por la cantidad de antibióticos efectiva a suministrar, aumentando proporcionalmente con la edad en días del ave.

Para determinar la cantidad de medicamento determinamos el peso promedio de los pollos a esa edad, dato proporcionado por la tabla de conversión alimenticia de la empresa Cobb-Vantress y la dosificación de antibiótico será de acuerdo a las indicadas por el prospecto del Cetrifos-P, siendo ésta de $150 \frac{mg}{Kg \text{ de peso vivo}}$, suministrados durante 5 días consecutivos. En conjunto, estos datos se los emplea en la ecuación 5.1 para confeccionar las tablas 5.6 hasta la 5.9, donde especificamos la cantidad de antibiótico total a considerar en dos producciones tentativas, una pequeña (10000 pollos) y otra mediana (50000 pollos).

En la tabla 5.10 presentamos los datos parciales obtenidos anteriormente y evaluamos el ahorro en antibiótico que se logra al detectar y tomar acción temprana sobre el problema. El precio de mercado del Cetrifos-P que se empleó en el cálculo económico, fue de unos \$218 finales por kilogramo del producto.

Al hablar del tema de la mortandad generada en nuestro análisis, se hicieron algunas consideraciones; el valor adoptado de %0,15 diario, no es un valor constante, suele ser mayor en casos infecciosos agresivos y aumenta con el transcurrir de los días si no se toma una medida al respecto. Por otro lado, al momento de efectuar la medicación del lote productivo, éste comienza a disminuir. A los fines práctico, consideramos que dicho porcentaje es constante y prevalece por dos días a partir de que se comienza medicar. Haciendo uso de la ecuación 5.2 con los valores anteriormente mencionados, confeccionamos las tablas 5.11 y 5.12. Se puede apreciar que ante el caso de presentarse una demora en el tratamiento de 7 días, contabilizamos una mortandad del %1,35 en tan solo 9 días, siendo que la mortandad admitida usualmente en la producción a lo largo de 48 días es del %4, representando una disminución en la viabilidad ($\%100 - \%Mortalidad$).

En las tablas 5.11 y 5.12 se asumió para el cálculo del costo económico por mortandad un valor de mercado de \$7,5 por kilogramo de carne (valor por cajón en el mercado = $\frac{\$150}{20 Kg}$) y además se adoptó un peso promedio por pollo en los casos de inicio del tratamiento a los 29 y 36 días de 1.4 y 2.1 Kg respectivamente.

$$C_{N \text{ dias}} \left[\frac{kg}{dia} \right] = 0,150 \left[\frac{gr}{kg \text{ vivo} \times dia} \right] \times P \left[\frac{kg}{pollo} \right] \times \frac{1}{1000} \left[\frac{kg}{gr} \right] \times 10000 [\text{pollos}] = T \left[\frac{kg}{dia} \right]. \quad (5.1)$$

$$Mortandad \text{ acumulada} = \%0,15 \times \text{Numero de pollos} \times \text{Numero de dias}. \quad (5.2)$$

Tabla 5.6: Cantidad de antibiótico insumida en el tratamiento a tiempo por 10 mil pollos

N (días)	P (kg de peso/pollo)	T (kg de antibiótico/día)
29	1,418	2,127
30	1,501	2,252
31	1,585	2,378
32	1,671	2,507
33	1,757	2,636
Acumulado		11,900

Tabla 5.7: Cantidad de antibiótico insumida en el tratamiento tardío por 10 mil pollos

N (días)	P (kg de peso/pollo)	T (kg de antibiótico/día)
36	2,021	3,032
37	2,110	3,165
38	2,198	3,297
39	2,287	3,431
40	2,374	3,561
Acumulado		16,486

Tabla 5.8: Cantidad de antibiótico insumida en el tratamiento a tiempo por 50 mil pollos

N (días)	P (kg de peso/pollo)	T (kg de antibiótico/día)
29	1,418	10,635
30	1,501	11,258
31	1,585	11,888
32	1,671	12,533
33	1,757	13,178
Acumulado		59,492

Tabla 5.9: Cantidad de antibiótico insumida en el tratamiento tardío por 50 mil pollos

N (días)	P (kg de peso/pollo)	T (kg de antibiótico/día)
36	2,021	15,158
37	2,110	15,825
38	2,198	16,485
39	2,287	17,153
40	2,374	17,805
Acumulado		82,426

Tabla 5.10: Beneficio percibido en el ahorro de antibiótico.

Comienzo del tratamiento	Antibiótico total por tratamiento	
	10 mil pollos	50 mil pollos
día 29	11,900	59,492
día 36	16,486	82,426
Diferencia en kg de antibiótico	4,586	22,934
Ahorro en antibiótico	\$1000	\$5000

Tabla 5.11: Mortandad acumulada en el transcurso de la enfermedad en un lote de 10 mil pollos.

Comienzo del tratamiento	días acumulados	mortandad acumulada	Costos por mortandad	% mortandad relativa
día 29	2	30	\$315	0,3
día 36	9	135	\$2126,25	1,35

Tabla 5.12: Mortandad acumulada en el transcurso de la enfermedad en un lote de 50 mil pollos.

Comienzo del tratamiento	días acumulados	mortandad acumulada	Costos por mortandad	% mortandad relativa
día 29	2	150	\$1575	0,3
día 36	9	675	\$10631,25	1,35

Capítulo 6

Conclusiones y trabajo futuro

6.1. Conclusiones

En el presente proyecto final se ha desarrollado una técnica computacional que demostró ser de utilidad para la producción avícola, brindando una herramienta para la detección temprana de signos respiratorios patológicos (SRP).

A partir del análisis de la señal de audio en el entorno de programación Matlab, empleando técnicas de filtrado y estimación frecuencial, se logró extraer las siguientes conclusiones:

- Se comprobó la factibilidad de emplear registros de audio como medio para el análisis de SRP.
- Se logró identificar la morfología de signos respiratorios patológicos.
- Fue posible identificar la presencia de SRP en el ambiente productivo, debiéndose realizar correcciones en el umbral de selección. Sin embargo, cabe destacar que ante una situación de estacionariedad en el ambiente, no se detectó inconveniente.

Por otro lado, se mostró el beneficio económico que se obtendría en su implementación, exponiendo al mismo tiempo, las pérdidas que significan el no contar

con el mismo. Siendo el caso que en ningún momento se subestimaron las pérdidas ocurridas, pudiendo ser ampliamente superadas en la práctica.

6.2. Trabajo futuro

Queda propuesto como continuación a este trabajo la realización de un mayor número de registros en el entorno productivo, a fin de contemplar la totalidad de ruidos que pudieran interferir con la detección y poder caracterizarlos, así como abordar el estudio a diferentes edades de la producción. También queda propuesta realizar una implementación en hardware del sistema.

Bibliografía

- [1] S. Anderson, A. Dave, y D. Margoliash. Template-based automatic recognition of birdsong syllables from continuous recordings. *J. Acoust. Soc. Am.*, 100:1209–1219, 1996.
- [2] J. Galli, D. Milone, C. Cangiano, M. Pece, M. Larripa, C. Martínez, y E. Laca. Computational method for segmentation and classification of ingestive sounds in sheep. *Revista Argentina de Producción Animal*, 29(1:553-554):228–237, 2009.
- [3] G. Golub y C. Van Loan. *Matriz Computations*. Johns Hopkins University Press, 1989.
- [4] A. Härmä. Automatic identification of bird species based on sinusoidal modeling of a syllable. *IEEE Int. Conf. Acoust. Speech and Signal Processing (ICASSP 2003)*, 5:545–548, 2003.
- [5] A. Härmä y P. Somervuo. Classification of the harmonic structure in bird vocalization. *IEEE Int. Conf. Acoust. Speech and Signal Processing (ICASSP 2003)*, 5:701–704, 2004.
- [6] S. Haykin. *Adaptive Filter Theory*. Prentice-Hall, 1996.
- [7] J. Kogan y D. Margoliash. Automated recognition of bird song elements from continuous recordings using dynamic time warping and hidden markov models: A comparative study. *J. Acoust. Soc. Am.*, 103:2185–2196, 1998.
- [8] Stephen Lister. Diagnosing respiratory problems in poultry. *DAHS Technical News Bulletin*, 2009.
- [9] L. Marple. *Digital Spectral Analysis With Applications*. Prentice-Hall, 1987.

- [10] A. McIlraith y H. Card. Birdsong recognition using backpropagation and multivariate statistics. *IEEE Trans. Signal Process*, 45:2740–2748, 1997.
- [11] D. Milone, H. Rufiner, Martínez C., J. Galli, E. Laca, y C. Cangiano. Jornadas de informática industrial-agroinformática. En *Reconocimiento automático de sonidos ingestivos en rumiantes*. 37 JAIIO, Santa Fe, 2008.
- [12] D. Milone, H. Rufiner, J. Galli, E. Laca, y C. Cangiano. Computational method for segmentation and classification of ingestive sounds in sheep. *Computers and Electronics in Agriculture (Elsevier)*, 65:2:228–237, 2008.
- [13] L. Rabiner y B. Juang. *Fundamentals of Speech Recognition*. Prentice-Hall, 1993.
- [14] SENASA. *Plan nacional de sanidad avícola*, 2003.
- [15] S.Kay. *Modern Spectral Estimation: Theory and Applications*. Prentice-Hall and Englewood Cliffs and N.J., 1988.