

# Detección de signos respiratorios patológicos en poblaciones avícolas productivas mediante procesamiento digital de señales acústicas

Cristian Kühn and César Martínez<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Laboratorio de Cibernética, Facultad de Ingeniería,  
Universidad Nacional de Entre Ríos, Ruta 11, Km. 10, Oro Verde, Entre Ríos

<sup>2</sup> Centro de Investigación en Señales, Sistemas e Inteligencia Computacional  
(SINC(i)), Dpto. Informática, Facultad de Ingeniería,  
Universidad Nacional del Litoral, Santa Fe, Argentina  
`cristian.kuhn20@gmail.com, cmartinez@bioingenieria.edu.ar`

**Resumen** La necesidad en detectar tempranamente la presencia de un problema sanitario en la producción avícola mejora sensiblemente las posibilidades para el control del mismo. Por ello, en éste trabajo se presenta el diseño y desarrollo de un método automático para la tarea de reconocimiento de signos patológicos respiratorios en forma temprana, orientado a la producción avícola. El sistema parte del registro de señales de pollos en galpones productivos, preprocesamiento para acondicionamiento de las señales, medición de parámetros de interés (energía, pseudoespectro) y generación de una señal de detección que indica la presencia de signos patológicos en la población estudiada. Los resultados obtenidos fueron satisfactorios, habiendo sido el sistema capaz de detectar los signos en diferentes condiciones de experimentación, desde el estudio de un solo individuo enfermo hasta la mezcla de individuos sanos y enfermos.

**Keywords:** análisis acústico, signos respiratorios patológicos, pseudoespectro, población avícola.

## 1. Introducción

La Industria Avícola es una de las cadenas productivas más importantes del país, habiéndose consolidado como una de las más dinámicas que tiene la producción agropecuaria. En esta industria, las enfermedades respiratorias de pollos son un tema de importancia sanitaria en un establecimiento productivo, dado 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 [1].

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. En la actualidad, y hasta el conocimiento de los autores, 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 clasificación *automáticas*,

ya que el registro audiovisual continuo es subjetivo, complicado y susceptible de errores.

El procesamiento digital de señales brinda herramientas que han sido aplicadas satisfactoriamente a diversas tareas, dando la posibilidad de contar con sistemas de implementación factible en el ambiente productivo animal. En este contexto, se han reportado diversas aplicaciones del análisis acústico estrechamente relacionadas con la aquí presentada, como ser el análisis de vocalizaciones de mamíferos [2], la comunicación de murciélagos [3], o el repertorio de sonidos de ballenas [4]. Una línea de trabajo previamente explorada por los autores consiste en el análisis acústico de sonidos masticatorios de rumiantes, a fin de automatizar el comportamiento ingestivo [5,6].

El estado del arte demuestra que el análisis acústico espectral resulta atractivo por su sencillez, rapidez y relativa robustez al ruido. Es por ello que en este trabajo se plantea el diseño y desarrollo de un método para la detección de patrones de signos respiratorios patológicos en sonido. Se trata de mantener una complejidad computacional relativamente baja, lo que brinda un sistema que ser utilizado para detectar en tiempo real la presencia de los signos anómalos en la producción avícola.

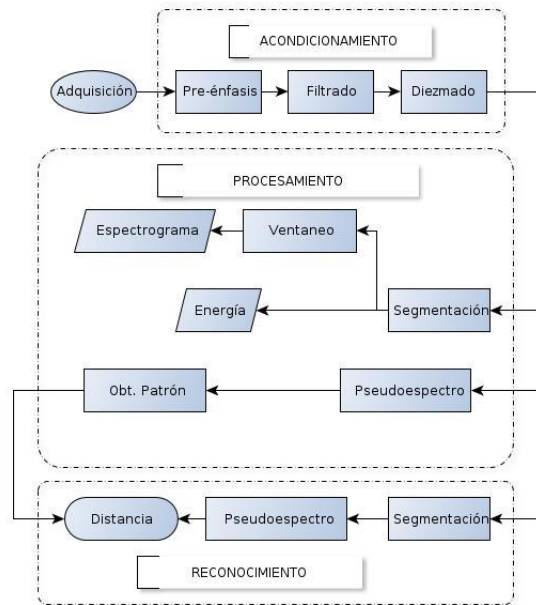
El resto del trabajo se organiza como se detalla a continuación. En la Sección 2 se expone detalladamente el diseño de la solución propuesta. En la Sección 3 se muestran los resultados obtenidos en diferentes condiciones experimentales. Finalmente, en la Sección 4 se resumen las conclusiones derivadas de este trabajo y se delinearán trabajos futuros.

## 2. Método propuesto y materiales empleados

El problema de clasificación de signos respiratorios es similar a muchos problemas existentes en detección y clasificación de patrones. El proceso completo consta de las siguientes etapas, implementadas en el software matemático Matlab:

- 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 basó en el examen espectro-temporal de los registros sonoros. Básicamente, consiste en el uso de mediciones de los picos principales en el pseudoespectro de segmentos de la señal. De la observación de los patrones se obtienen un grupo de parámetros que permitirán luego su discriminación.
- El *reconocimiento* consiste en la medición de los parámetros mencionados sobre intervalos de audio pseudo-estacionarios. El método considera una variabilidad permitida entre patrones, a fin de agregar robustez al sistema y ajustarse mejor a la realidad del problema.

La Figura 1 muestra un diagrama en bloques detallado de todo el proceso. A continuación se desarrolla cada uno de ellos, ejemplificando con las señales resultantes de cada proceso dada la novedad de la solución en la tarea abordada.



**Figura 1.** Diagrama completo del método propuesto para detección de signos respiratorios.

### 2.1. Adquisición y acondicionamiento

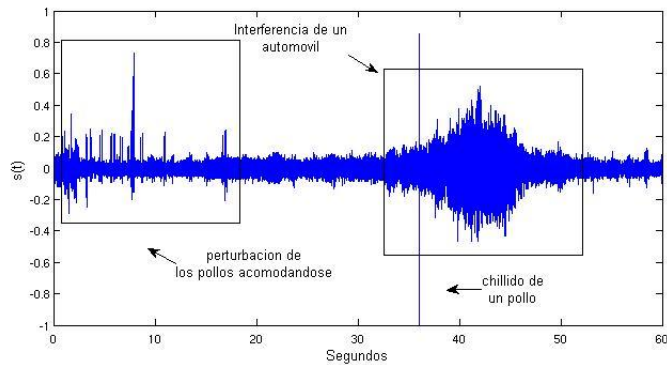
**Adquisición.** Se realizaron grabaciones digitales de 60 segundos de longitud conteniendo signos respiratorios patológicos de un grupo de aves afectadas. Las mismas fueron inicialmente apartadas de su entorno para minimizar los efectos del ruido de fondo. A priori se desconocían las características espectrales de los signos patológicos, por lo que se utilizó la resolución máxima disponible: 16 bits por muestra y una frecuencia de muestreo de 44100 Hz. Para las grabaciones se empleó el micrófono on-board de una Netbook *Asus I-EEE*.

La Figura 2 muestra un ejemplo de sonograma obtenido, de la cual se extrae el intervalo de tiempo entre los 20 y 30 s. a fin de evitar diversos ruidos: entre 10–30 s. se identifica el sonido de alboroto del pollo en tanto se estabilizaba frente al setup de adquisición, y entre 30–50 s. se registra la interferencia de un automóvil.

**Pre-énfasis.** La señal digitalizada  $x(n)$  es sometida a un filtrado digital de bajo orden (típicamente, un filtro FIR de primer orden), para aplanar el espectro de la señal, según:

$$\tilde{x}(n) = x(n) - ax(n - 1); \text{ con } a \in \mathbb{R}.$$

**Filtrado y diezmado.** La implementación de esta etapa está dada por la necesidad de acotar la señal  $\tilde{x}(n)$  en banda, dejando pasar solamente aquéllas



**Figura 2.** Sonograma de la pista de audio adquirida de 1 pollo con síntomas respiratorios.

frecuencias que contengan signos respiratorios. Para tal tarea se implementaron dos filtros Butterworth, un *pasa altos* y un *pasa bajos*, aplicados en ese orden respectivamente. La determinación de los parámetros de los filtros fue realizada experimentalmente por inspección del espectrograma de la señal, resultando así las frecuencias de cortes y paso necesarias. El diezmado es aplicado para submuestreo la señal por un factor entero en la forma  $s(n) = \tilde{x}(nK)$ , preservando de la señal original una muestra de cada instante  $nK$ .

La Figura 2.1 muestra el sonograma filtrado y diezmado junto al espectrograma recortado en frecuencia a la banda de interés (0-2500 Hz). En ambos estudios se evidencian los patrones respiratorios patológicos periódicos (22 s., 24 s., etc.), inmersos en un ruido blanco de fondo.

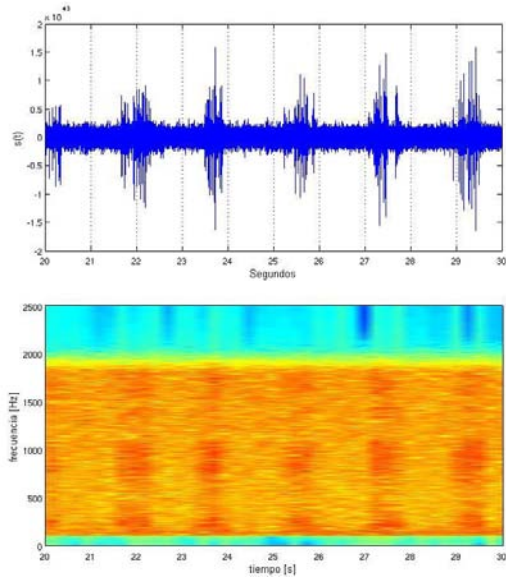
## 2.2. Procesamiento de la señal

En este bloque se busca aislar los patrones de interés evidenciados en la señal. Para ello, se calculará el pseudoespectro de la señal y se determinará un patrón característico del signo respiratorio en la señal.

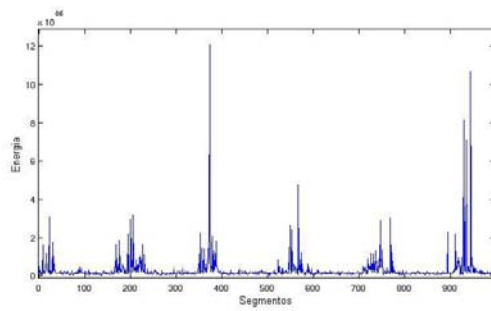
Para los procesos siguientes, la señal preprocesada  $s(n)$  es ventaneada en bloques de  $N$  muestras con solapamiento del 50%, con ventaneo de Hamming.

**Energía.** Una medida que ayuda a discernir los bloques con signos respiratorios es la energía de la señal, calculada como  $\mathbf{E} = \|s(n)\|_2^2$ . La Figura 4 muestra un ejemplo de análisis, donde pueden observarse los picos en la localización de los eventos de interés.

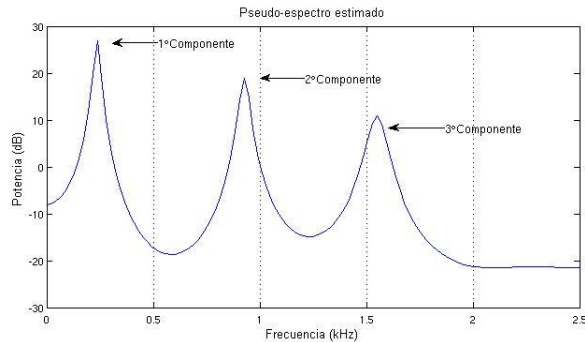
**Pseudoespectro.** La estimación de las componentes frecuenciales de los signos respiratorios inmersos en la señal con ruido constituye la base para la clasificación. Así, se aplica en esta etapa el algoritmo *MUSIC (Multiple Signal Classification)* para la estimación del pseudoespectro de la señal acondicionada [7].



**Figura 3.** Sonograma y espectrograma de la señal  $\tilde{x}(n)$  luego de aplicarse los filtros pasa-altos y pasa-bajos, con posterior diezmo.



**Figura 4.** Energía contenida por cada bloque de la señal  $s(n)$ .



**Figura 5.** Pseudoespectro de la señal, con sus tres componentes de interés indicadas.

El algoritmo MUSIC logra estimar el contenido frecuencial de una señal pura contaminada con ruido blanco gaussiano, mediante una descomposición en valores y vectores propios, a lo que se denomina *pseudoespectro* [8]. La localización de los picos de la función estimada constituye la base de la detección de signos respiratorios en la señal. La Figura 5 muestra un ejemplo de pseudoespectro calculado sobre la señal de prueba utilizada.

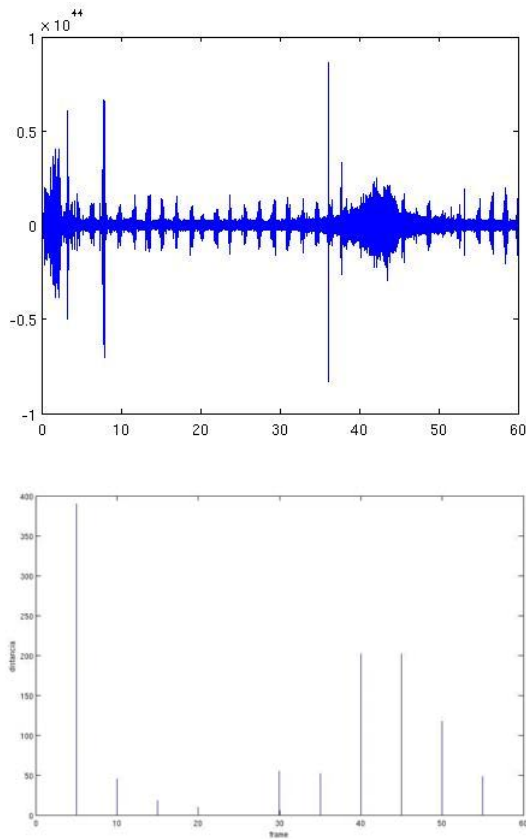
### 2.3. Reconocimiento de signos respiratorios

Una vez determinado el patrón característico del signo respiratorio se procede a buscar su presencia dentro del sonido de audio de la realización completa. Para ello es necesario hacer el acondicionamiento previo a la señal anteriormente descrito. Luego se segmenta en bloques y sobre cada uno se aplica el algoritmo MUSIC para determinar el pseudoespectro correspondiente a cada uno. Finalmente, se genera una *señal de detección*  $D$  consistente en la comparación en cada segmento del pseudoespectro obtenido respecto al pseudoespectro patrón del signo patológico. La señal generada es binaria, indicando la presencia (1's) o ausencia de signo detectado (0's) según si la distancia euclídea  $d_j$  para el  $j$ -ésimo segmento es menor o mayor que un umbral de referencia, respectivamente, según:

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^N (p_i - q_i)^2}, \quad (1)$$

donde  $N$  es el número de muestras del segmento,  $p$  el pseudoespectro patrón del signo respiratorio y  $q$  el pseudoespectro calculado sobre el segmento.

En la tarea de reconocimiento del signo respiratorio se permitieron diferencias menores a un umbral de máxima diferencia admisible, de modo de discernir entre artefactos en la señal (ruido de autos, etc.). Este umbral se ajusta experimentalmente.



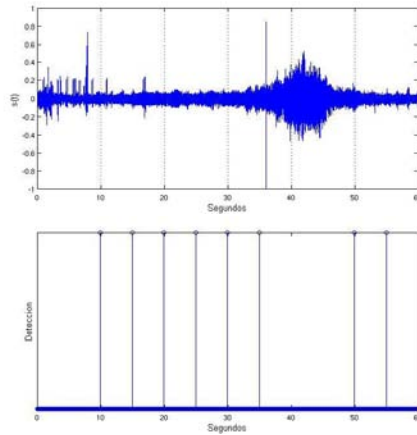
**Figura 6.** Análisis de distancia entre pseudoespectros. Sonograma de la señal analizada (arriba); distancias calculadas indicadas en el centro de cada frame considerado, sin umbral de selección (abajo).

### 3. 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 en el número de pollos analizados, provenientes de un lote productivo de 15.000 pollos de 25 días de edad que evidenciaba casos de individuos con signos tempranos de afección respiratoria<sup>3</sup>.

<sup>3</sup> Granja avícola localizada en la provincia de Entre Ríos.



**Figura 7.** Sonograma de la señal sin procesar de 1 pollo enfermo (arriba) y señal de detección de signos respiratorios (abajo).

### 3.1. Pruebas con un solo pollo enfermo

En esta instancia se aisló a un pollo 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.

La Figura 7 muestra un ejemplo de los resultados obtenidos. Se puede observar cómo el sistema reconoce la presencia del signo respiratorio solamente en aquellos intervalos donde no se presenta ruido, ignorando en este caso la presencia de ruidos al inicio (aproximadamente los primeros 5 s.) y al final la perturbación por un ruido de automóvil (aproximadamente a los 40 s.).

### 3.2. Pruebas con varios pollos enfermos

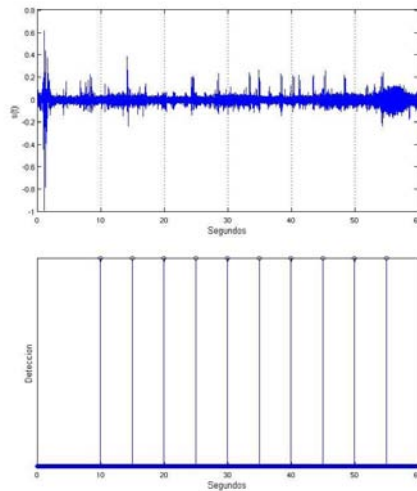
En la Figura 8 se puede observar la señal adquirida de un grupo de 4 pollos enfermos y cómo el sistema reconoce el signo respiratorio en aquellos intervalos sin presencia de ruidos anormales.

A diferencia del caso testigo anterior, se observa aquí una mayor periodicidad en los eventos respiratorios de la señal, así como también un incremento en su amplitud. Esto se debe a una respiración parcialmente sincronizada por pequeños subgrupos de pollos, una característica particular de la enfermedad.

### 3.3. Prueba con mezclas de pollos enfermos y sanos

En la Figura 9 se puede observar el caso de una señal perteneciente a una multitud de 7 pollos enfermos, mezclados con individuos sanos (aproximadamente 10 aves/m<sup>2</sup>), registrada con un micrófono colgando 10 cm. sobre los pollos.





**Figura 8.** Sonograma de la señal sin procesar de 4 pollos enfermos (arriba) y señal de detección de signos respiratorios (abajo).

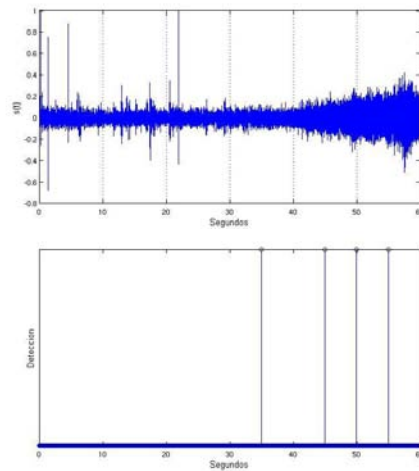
En este caso, las condiciones desfavorables de ruido en el entorno dificultan la tarea de detección y fue necesaria una modificación en el umbral empleado anteriormente, reduciéndose el intervalo en el cual el sistema detecta la presencia de signos respiratorios.

#### 4. Conclusiones

En este trabajo se ha presentado el diseño y desarrollo de una técnica computacional de procesamiento de señales de audio que demostró ser de utilidad para la producción avícola, brindando una herramienta automática para la detección temprana de signos respiratorios patológicos.

A partir del registro acústico de los pollos en galpón, empleando técnicas de filtrado y estimación frecuencial, se logró identificar la morfología de signos respiratorios patológicos e identificar la presencia de los mismos en individuos del ambiente productivo.

Una línea de continuación de este trabajo, posterior a la detección del signo patológico, lo constituye la cuantificación estadística de la incidencia de la patología en la población. Este análisis serviría para determinar, mediante un muestreo de la población de un galpón, si la misma presenta o no signos y establecer diferentes niveles de afectación. Por otro lado, en este trabajo se presenta la técnica y experimentación preliminar para demostrar su fiabilidad. Es necesario, por lo tanto, ampliar la experimentación a poblaciones mayores dentro de los galpones, realizando los ajustes necesarios en el sistema para aumentar la robustez en el ambiente natural de producción.



**Figura 9.** Sonograma de la señal sin procesar de mezcla de pollos enfermos y sanos (arriba) y señal de detección de signos respiratorios (abajo).

## Agradecimientos

Los autores desean agradecer a la *Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica* (bajo proyecto PAE 37122), la *Universidad Nacional de Litoral* (PACT #58, CAI+D 2011 #58-511, #58-525).

## Referencias

1. SENASA. *Plan nacional de sanidad avícola*, 2003.
2. L. Schrader and K. Hammerschmidt. Computer-aided analysis of acoustic parameters in animal vocalisations: a multi-parametric approach. *Bioacoustics*, 7(4):247–265, 1997.
3. Jagmeet S Kanwal, Sumiko Matsumura, Kevin Ohlemiller, and Nobuo Suga. Analysis of acoustic elements and syntax in communication sounds emitted by mustached bats. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 96:1229, 1994.
4. Christopher W Clark. The acoustic repertoire of the southern right whale, a quantitative analysis. *Animal Behaviour*, 30(4):1060–1071, 1982.
5. D. H. Milone, J. Galli, C. E. Martínez, H. L. Rufiner, E. Laca, and C. Cangiano. Reconocimiento automático de sonidos masticatorios en rumiantes. In *Anales de las 37 Jornadas Argentinas de Informática, III-Agroinformática*, pages 372–384, Santa Fe, Argentina, september 8-12 2008.
6. D. H. Milone, J. Galli, C. Cangiano, H. L. Rufiner, and E. Laca. Automatic recognition of ingestive sounds of cattle based on hidden markov models. *Computers and Electronics in Agriculture*, 87:51–55, sep 2012.
7. Ralph Schmidt. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *Antennas and Propagation, IEEE Transactions on*, 34(3):276–280, 1986.
8. L. Marple. *Digital Spectral Analysis With Applications*. Prentice-Hall, 1987.