

# Valoración de la Respiración Basada en Modelos GMM

Pedro Mayorga \*, Christopher Druzgalski\*\*, O. Hugo González Arriaga  
\*\*\*, and Raúl Ludwig Morelos\*\*\*

\* Instituto Tecnológico de Mexicali, Mexicali, B.C., México.

Electrical/Biomedical Engineering, CSULB, CA, USA

\* Electrical/Biomedical Engineering, CSULB, CA, USA

\*\*\* Instituto Tecnológico de Mexicali.

*Paper received on 29/03/10, Accepted on 25/09/10.*

**Abstract.** Mexicali se ubica en una región árida, experimentando enfermedades respiratorias, asma y alergias, que son debidos principalmente a partículas  $PM_{10}$  que afectan especialmente a niños. Este artículo presenta un método para una valoración cuantitativa en la salud de pacientes relacionados con desordenes respiratorios utilizando sonidos del pulmón. Aquí, aplicamos tecnologías tradicionales en el dominio del procesamiento de voz, utilizando señales del pulmón obtenidas con un estetoscopio digital. Técnicas tradicionales para el estudio de enfermedades respiratorias y asma, involucran auscultaciones y espirometría, pero métodos más confiables como el estetoscopio electrónico están ya disponibles; asimismo, métodos cuantitativos de análisis de señales ofrecen mejorar estos diagnósticos. Particularmente, proponemos una metodología de evaluación acústica apoyada en los Modelos Mezclados Gaussianos (GMM) la cual resultará en un amplio análisis, identificación y diagnóstico de asma, basándose en el análisis en frecuencia de sonidos pulmonares.

**Keywords:** Asma, Crepitaciones, Sibilancias, Estetoscopio, Modelos Mezclados Gaussianos (GMM)

## 1. Introducción

Mexicali, México destaca por sus niveles altos de partículas  $PM_{10}$  [1-7]. Una de las enfermedades respiratorias asociadas con niveles altos  $PM_{10}$  es el asma [7], la cual se presenta como una obstrucción de las vías respiratorias, tensión pectoral, tos y sibilancias al respirar [1]. La auscultación tradicional tiene muchas limitaciones siendo un proceso subjetivo que depende del oído individual, la experiencia y habilidad para distinguir diferentes patrones acústicos. Además, el estetoscopio tiene una respuesta en frecuencia que atenúa componentes acústicas pulmonares, donde el oído humano no es muy sensible [2-5].

Durante una auscultación, es esencial tener un buen historial clínico mediante un cuestionario efectuado a los padres del niño [6-14]. En este contexto, es vital una

buena valoración de sonidos adventicios por parte de los padres o por el médico que atiende al paciente. También, es primordial que la familia reconozca el significado de sonidos adventicios, ya que frecuentemente los padres usan una misma palabra para describir distintos sonidos. En práctica clínica, la auscultación depende de la experiencia y aptitudes sensoriales del médico. La literatura asocia las sibilancias con el asma y enfermedades pulmonares obstructivas crónicas [2-14]. Un estudio demuestra que los padres no suelen identificar bien las sibilancias [3-12]. Las herramientas digitales son mejores al identificar niños con sonidos adventicios de aparición temprana, a fin de dar un tratamiento adecuado [4-25], y fortalecer el diagnóstico médico. Estudios realizados al oído humano muestran deficiencias en la auscultación, dependiendo de la edad del médico y de su entrenamiento [25]. De aquí, que técnicas como reconocimiento de patrones y procesamiento digital prometen ser más precisas y ayudan a consolidar los diagnósticos médicos. La comunidad Europea ha financiado diversos proyectos concertados como el intitulado *Computerized Respiratory Sound Analysis* (CORS), cuyo objetivo principal fue establecer protocolos para la investigación y práctica clínica en el campo de los sonidos respiratorios [4].

## 2 Técnicas Acústicas para la Valoración de Asma

Algunos expertos en asma argumentan que los sonidos adventicios no son un elemento suficiente para diagnosticar asma, pero estos siguen siendo fundamentales al diagnosticar patologías respiratorias. La espirometría es una serie de pruebas respiratorias controladas para medir capacidad y volumen pulmonar. Durante la valoración se pide al paciente que efectúe varios soplos de práctica, adiestrándolo para que realice una inspiración máxima, seguida por una espiración forzada rápida, repitiéndolo hasta completar tres ensayos [1]. El estetoscopio es útil para detectar sonidos distintivos; un estetoscopio electrónico convierte ondas acústicas a señales eléctricas, permitiendo escucharlas óptimamente. En otra técnica, se coloca un micrófono en la pieza para el pecho, pero presenta interferencia por ruido ambiental; un método más efectivo incluye un cristal piezoeléctrico en la cabeza de un eje metálico haciendo contacto con un diafragma. Actualmente, la comunidad científica y organismos como CORS e *International Lung Sounds Association* (ILSA) promueven el uso de métodos digitales en la detección y tratamiento de enfermedades respiratorias.

## 3 Frecuencias Características y Herramientas para la Evaluación de Patologías Respiratorias

Hay dos clasificaciones de sonidos pulmonares (LS): los LS traqueales escuchados sobre la tráquea, de alta intensidad y ancho de banda entre de 0 y 2 kHz; además están los LS vesiculares, presentes a la altura del pecho, retirados de las vías aéreas centrales, con una frecuencia entre 0 y 600 Hz [2-5]. Para ampliar el rango espectral de las señales, se deben procesar mediante un micrófono o estetoscopio electrónico

con respuesta casi plana en el rango de 20Hz a 5 kHz. Las tasas de muestreo pueden ser tan bajas como 4 kHz y tan altas como 22.05 kHz. La duración de los LS varía entre 20 y 50 ms, implicando una tasa de muestreo de 10 kHz, con un bloque de señal de 256, 512 o 1024 muestras necesarias para la FFT [4].

### **3.1 Sonidos Adventicios**

**Crepitaciones:** Sonidos explosivos de carácter transitorio, con una duración menor a 20 ms y espectro amplio, en un rango de 100 a 2000 Hz [6, 8, 9].

**Graznidos:** Sonidos cortos aspiratorios, raramente superando los 400 ms [6].

**Sibilancias:** Con frecuencia dominante entre 100-2000 Hz y duración entre 80-250 ms [6, 9, 11-14]. Útiles como clasificador epidemiológico [6, 9, 11-13].

**Silbidos:** Son sibilancias de volumen alto, caracterizados por un pico frecuencial prominente en 1 kHz [6].

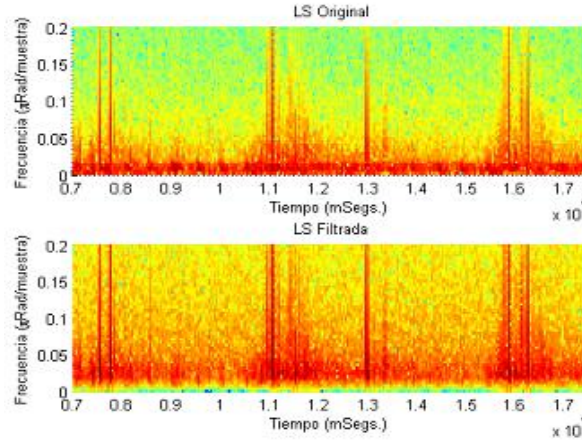
### **3.2 Análisis de Sonidos de la Respiración**

Los LS traqueales declinan rápidamente en intensidad después de 850-900 Hz; el sonido del corazón debería filtrarse mediante un pasa-altas con frecuencia de corte en 50-60 Hz, con el fin de lograr mejores resultados en la modelación. Cabe notar que los LS normales están contenidos debajo de 600 Hz.

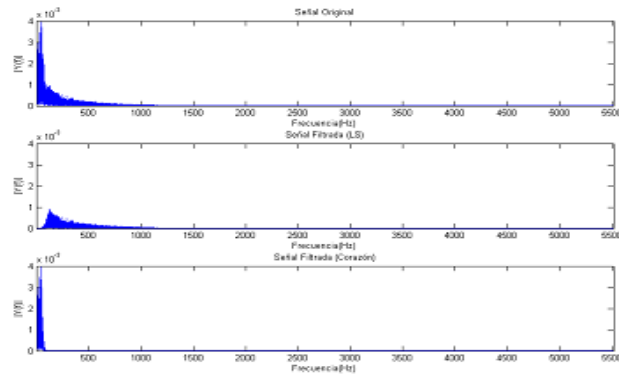
Para efectos de suprimir las señales del corazón y aumentar la eficiencia, se aplicó un filtro Butterworth digital, cuya frecuencia de corte en pasa-altas está entre 50 y 120 Hz, obteniendo una nueva señal LS sin componentes del corazón ni componente en DC (Fig. 1). La Figura 2 muestra las formantes o picos principales en el dominio de la frecuencia, resaltando las zonas más energéticas de la señal. Esto es muy importante ya que la metodología de modelación implica el uso de un banco de filtros donde posteriormente se cuantifica la energía resultante de cada uno de ellos. Asimismo, la figura 2 evidencia una contribución energética del corazón.

### **3.3 Base de Datos RALE**

RALE fue desarrollada en la universidad de Winnipeg, Canadá; contiene un repositorio de archivos obtenidos de registros de pacientes que presentaban respiración normal, crepitaciones, sibilancias y otros. RALE contiene más de 50 registros etiquetados, lo que permite crear modelos acústicos para estos casos; igualmente, contiene otros 24 registros sin etiquetar, lo que permite probar el sistema y evaluar un aprendizaje.



**Fig. 1.** Espectrogramas tiempo-frecuencia de la señal original (sup.) y filtrada con un Butterworth pasa-altas (inf.).



**Fig. 2.** Diagramas frecuencia-amplitud de la señal original LS (superior), la señal filtrada con pasa-altas (al medio) y filtrada con un pasa-bajas (corazón, inferior).

#### 4 Metodología Sustentada en Modelos Acústicos GMM para el Reconocimiento de Sonidos Respiratorios

En un sistema de reconocimiento, la base de datos se divide en dos particiones: una de ellas para efectuar el cálculo de los modelos acústicos (aprendizaje o entrenamiento) [16]; la partición restante se emplea para estimar la eficiencia del sistema. Al no contar con un número apropiado para ambas etapas, se optó por evaluar con

validación cruzada (VC), la cual es una modalidad empleada cuando la cantidad de datos no es abundante [22].

#### 4.1 Fase de Entrenamiento y Generación de Modelos Acústicos GMM

Un sistema de reconocimiento útil para un medico, debe de contar con modelos acústicos de las patologías (o diccionario) a fin de emitir un diagnostico de la salud del paciente, como en el caso de asma. Por esta razón, una base de datos debe tener una gran cantidad de registros y lograr una hipótesis confiable sobre una nueva lectura de LS, especialmente en el caso de niños.

Los sonidos son parametrizados haciendo un preénfasis con filtros FIR (Respuesta al Impulso Finita), se le aplica una ventana Hamming cada 10ms con longitud de 30ms; se aplica el algoritmo FFT (Transformada Rápida de Fourier) por trama y de ahí se obtiene el modulo que multiplicamos por las escalas de Mel o de Bark, lo que se denota como vector acústico MFCC. Un modelo GMM (Modelo Mezclado Gaussiano) esta caracterizado por sus medias, covarianzas y ponderaciones; cada caso será representado por un modelo GMM ( $\lambda$ ).

En la fase de entrenamiento se calculan los modelos acústicos para cada caso o patología, formando el llamado diccionario de modelos acústicos (en ingles *codebook*). Una señal de una misma patología tiene que ser grabada con múltiples pacientes para que sea representativa. Luego, dependiendo del caso, se le extraen los vectores característicos MFCC (Coeficientes Cepstrales en Frecuencia Mel) con una cierta longitud (por ejemplo,  $d=13$ ), formando una clase acústica. Una vez que se tienen todos los vectores MFCC para un caso o patología, estos son empleados por el algoritmo de Máxima Expectación (EM) para calcular el correspondiente modelo acústico; una explicación mas exhaustiva se puede ver en [15-18]. Una alternativa muy eficiente para propósitos de inicialización, consistiría en efectuar primero el proceso con cuantización vectorial.

#### 4.2 Fase de Evaluación

El método GMM calcula los modelos  $\lambda_i = \{m_i, \mu_i, \Sigma_i\}$  valiéndose del algoritmo EM. La media  $\mu_i$  representa el promedio de todas las observaciones (o vectores MFCC) y la matriz de covarianza  $\Sigma_i$  modela la variabilidad de las características en una clase acústica, siendo más eficiente si se centra en un rango de edades.

En nuestro caso,  $M$  es el numero de densidades para un modelo y  $m_i$  es la ponderación para cada densidad Gaussiana dentro de una mezcla o modelo. Con el propósito de optimizar los modelos, se ejecuto el cálculo de los modelos con un número de densidades que variaron de 1 a 20, seleccionando el mejor compromiso entre eficiencia y numero de densidades en la mezcla. Utilizando la formula de Bayes y eliminando de esta  $p(x)$  por mantenerse constante en el proceso de maximización, se obtiene la formula fundamental en el reconocimiento automático de la señal, la cual proporciona la mejor hipótesis (Ecuación 1).

$$C = \arg_{1 \leq i \leq I} \max p(X | \lambda_i) p(\lambda_i) \quad \text{Ec. (1)}$$

Tomando en cuenta que el total de grabaciones de sonidos para una patología o para respiración normal arrojan un número enorme de vectores MFCC y suponiendo independencia estadística entre ellos, la generalización de la regla para seleccionar la mejor hipótesis conduce a la Ecuación 2.

$$\prod_{t=1}^T p(\vec{x}_t | \lambda_i) > \prod_{t=1}^T p(\vec{x}_t | \lambda_r) \quad \text{Ec. (2)}$$

En el contexto científico de procesamiento de voz y de reconocimiento de patrones [15-18], al término  $\prod_{t=1}^T p(\vec{x}_t | \lambda_i)$  se le conoce como función de similitud. Pero como cada grabación arroja cuantiosos vectores acústicos, es necesario simplificar evitando desbordes computacionales, por lo cual es mejor presentar el *log* de la función de similitud (lo cual es válido, ya que es una función monótona y no cambia la relación  $>$  o  $<$ ). A la expresión resultante se le conoce como la regla de decisión de máxima similitud (Ecuación 3)

$$L(\lambda_i) = \sum_{t=1}^T \log p(\vec{x}_t | \lambda_i) \quad \text{Ec. (3)}$$

Esta última expresión, es la que se utiliza al decidir cuál es la hipótesis más probable. En otras palabras, la señal de entrada se asocia con el modelo acústico más probable dentro del diccionario. En nuestros experimentos, la evaluación con validación cruzada (VC) fue aplicada debido a que se contaba con una cantidad limitada de registros por caso (4-7 registros distintos por caso o señal adventicia) [22]. Las particiones se efectuaron seleccionando 3 registros para crear el modelo acústico y un registro para realizar la evaluación. Estas configuraciones se fueron alternando hasta completar 4 evaluaciones por caso.

## 5 Resultados

Las evaluaciones se efectuaron de dos maneras: una de ellas (denotándola “referencia”, o REF) calculando los modelos acústicos con un conjunto de cuatro señales por caso y evaluando con estas mismas, examinando si el sistema es capaz de reconocer las señales con las cuales fue calculado el modelo acústico; la segunda modalidad fue efectuada mediante VC, ya que es la más objetiva. Los primeros experimentos efectuados con LS fueron para determinar el tamaño mínimo de GMM, extrayendo de RALE datos en forma de vector MFCC, construyendo un diccionario de modelos por caso, (tabla 1). Otro experimento consistía en determinar la longitud mínima necesaria del vector MFCC como se muestra en las tablas 1 y 2. Aquí se va-

rio el tamaño del vector y se considero la inclusión o no de sus derivadas. Los coeficientes MFCC están relacionados con la energía resultante de una serie de filtros aplicados, distribuidos linealmente hasta el orden de 1000 Hz y logarítmicamente a partir de ahí. La primera y segunda derivada es útil para ver la dinámica o evolución en las señales.

Los resultados con mejor comportamiento se obtuvieron aplicando 11 Gaussianas (GMM11), pero no son substanciales; sin embargo, fue evidente que modelando con vectores de 4 o más coeficientes los resultados mejoran, salvo algunas irregularidades (para GMM9, estabilizándose con GMM10). Esto último es razonable ya que con más de tres coeficientes incluimos las bandas más significativas en el caso de señales adventicias.

## 6 Discusión

En reconocimiento de voz o de locutor, se debe contar con una gran cantidad de datos (*i.e.* alrededor de 24 grabaciones de varios segundos por locutor, con frases fonéticamente equilibradas y alrededor de 200 locutores) a fin de capturar la estructura fina del aparato fonador en el modelo GMM.

**Tabla 1.** Tamaño mínimo aceptable en modelos GMM (numero de densidades) y vector MFCC (numero de coeficientes), así como modelos GMM con mejores resultados (GMM9, GMM10, GMM11). Llaves: #Den.= Numero de densidades; Coef. = Numero de Coeficientes; %Recon = Porcentaje de reconocimiento.

| Experimento | #Den. mínimo<br>(sin silbido) |    | #Den. mínimo<br>(incluye silbido) |    | #Coef.<br>sin $\Delta$ 's |    | GMM9:<br>%Recon. |      | GMM10:<br>%Recon. |      | GMM11:<br>%Recon. |      |
|-------------|-------------------------------|----|-----------------------------------|----|---------------------------|----|------------------|------|-------------------|------|-------------------|------|
| Evaluacion: | REF                           | VC | REF                               | VC | REF                       | VC | REF              | VC   | REF               | VC   | REF               | VC   |
| Normal      | 3                             | 6  | 4                                 | 6  | 3                         | 7  | 92.3             | 48   | 92.3              | 44.2 | 92.3              | 46.1 |
| Crepitancia | 3                             | 6  | 4                                 | 6  | 3                         | 7  | 100              | 90.3 | 100               | 98   | 100               | 98   |
| Asma        | 3                             | 6  | 4                                 | 6  | 3                         | 7  | 100              | 50   | 100               | 51.9 | 100               | 50   |
| Sibilancias | 3                             | 6  | 4                                 | 6  | 3                         | 7  | 84.6             | 25   | 84.6              | 25   | 84.6              | 26.9 |

**Tabla 2.** Eficiencia de reconocimiento con vector MFCC incluyendo o no derivadas (deltas). Valores promediados con modelos GMM de 1-20 densidades.

| Experimento:        | 13 Coef. |      | 13 Coef.+13 $\Delta$ . |      | 13 Coef.+13 $\Delta\Delta$ . |      |
|---------------------|----------|------|------------------------|------|------------------------------|------|
| Tipo de evaluación: | REF      | VC   | REF                    | VC   | REF                          | VC   |
| Normal              | 100      | 46.2 | 95                     | 48.7 | 95                           | 51.2 |
| Crepitancia         | 100      | 90   | 100                    | 87.5 | 100                          | 86.2 |
| Asma                | 100      | 61.2 | 100                    | 53.7 | 100                          | 50   |
| Sibilancias         | 100      | 30   | 100                    | 31.2 | 100                          | 32.5 |

Buscando reforzar los modelos acústicos, se aumento el corpus de señales LS normales, cuyos resultados experimentales se ven en la tabla 3, estandarizando aquí

las grabaciones, correspondiendo a 4 puntos de grabación, de la zona del pulmón bajo posterior y utilizando 28 grabaciones LS normales de esta base de datos protocolaria. El resto corresponden a RALE, las cuales son, por tipo: 8 de respiración normal, 4 de crepitancias, 5 de asma y 7 de sibilancia. Se llevaron a cabo numerosos experimentos, variando el tamaño de GMM y de los Vectores MFCC para la construcción del modelo. La tabla 3 muestra el resultado experimental y su eficiencia de reconocimiento.

Si se desea reconocer el habla, se requiere una cantidad de grabaciones de la misma frase con una diversidad de locutores, buscando que los modelos reflejen

**Tabla 3.** Eficiencia de reconocimiento con vector MFCC, utilizando el corpus de grabaciones protocolario.

| Parámetros experimentales                     | Señal<br>adventicia | No. de Grabaciones<br>disponibles | No. de Grabaciones<br>reconocidas |
|---|---------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| Mezclas Gaussianas = 10<br>Vectores MFCC = 13 | Normal              | 36                                | 34 / 36                           |
|   | Crepitancia         | 4                                 | 4 / 4                             |
|   | Asma                | 5                                 | 5 / 5                             |
|   | Sibilancia          | 7                                 | 7 / 7                             |

Características acústicas de los fonemas [16]. Desafortunadamente, no se contó con un número favorable para representar convenientemente la estructura fina del sistema respiratorio; RALE tiene un número pequeño de grabaciones por señal LS, que no corresponde a un mismo grupo de edad ni a los mismos puntos del cuerpo. A pesar de las limitantes, los experimentos muestran más del 50% de aciertos, evidenciando el potencial de la metodología.

En la mayoría de las evaluaciones, los modelos menos bien comportados fueron para sibilancia y normal, lo que hace pensar que respiración normal tiene un patrón menos definido. Requeriríamos más grabaciones y disponer el experimento por grupos de edades, ya que las características anatómicas y diferencia de edades impactan las características frecuenciales de las señales. Esta mejora fue constatada a través de los resultados, mostrados en la tabla 3.

Otra observación, es que la inclusión de silbidos LS en el diccionario, repercute en la necesidad de más datos para calcular los modelos y mantener la misma eficiencia. En el caso de sibilancias, solo se obtuvieron modelos acústicos bien comportados cuando se utilizaban vectores MFCC con un número de coeficientes mayores a tres. Similar al reconocimiento de voz, las características espectrales de la señal se encuentran en bandas superiores, correspondiendo a coeficientes superiores dentro de los vectores MFCC.

La señal de crepitancia, fue la más factible de reconocer; parece que tienen una banda de frecuencia característica con una buena contribución energética, distinguiéndola del asma, normal, sibilancias y silbidos. Es decir, los picos característicos de crepitaciones son estadísticamente suficientes para distinguirlas. Luego, repercute en un peso importante en la varianza y media, repercutiendo en un modelo GMM más robusto.



Las señales de asma son muy complejas, el concepto mismo de asma diverge y evoluciona; según los expertos, establecer asma a partir de sonidos adventicios no es suficiente. Como nuestros registros son limitados y heterogéneos, no muestran estadísticas concluyentes ni bandas energéticas distintivas. Sin embargo, obtuvimos valores de 50% o más en todos los casos (tablas 1 y 2), lo cual evidencia la utilidad del uso de estas técnicas para valoración de asma.

## 7 Conclusión

Llevamos a cabo experimentos con señales de la respiración normales y adventicias, aplicando vectores acústicos MFCC y modelos acústicos GMM. Dichas metodologías facilitaran la auscultación en casos de niños o en situaciones donde la persona que ausculte tenga sus sentidos auditivos debilitados y/o falta de pericia. Equivalentemente, prometen ser una alternativa confiable evitando la ambigüedad en la detección de señales adventicias por parte del médico o de los padres del paciente. En nuestros experimentos, variamos el tamaño de los modelos acústicos buscando un buen compromiso en términos de eficiencia y costo computacional. Los mejores resultados se obtuvieron con modelos de 9, 10 y 11 mezclas Gaussianas. Asimismo, constatamos que MFCC y GMM tienen potencial en la valoración de enfermedades en las vías respiratorias. Nuestro sistema arrojó 52.5% de eficiencia de reconocimiento al aplicar validación cruzada. Sin embargo, la eficiencia de reconocimiento de referencia fue del 98.75%, dejando de manifiesto que la metodología de reconocimiento de patrones amerita ser aprovechada en problemas de salud.

En un futuro, se pretende mejorar estas técnicas aplicando pre-procesamiento, tal como un filtrado para suprimir el ruido y el corazón en algunos registros. Definitivamente, ser pertinente extender el número de registros de la base de datos y llevar a cabo análisis más concienzudos de las bandas importantes y de los coeficientes MFCC y explorar otros vectores acústicos. Además, deberíamos objetivar los experimentos a rangos de edad más delimitados, conduciendo a modelos más robustos y específicos de patologías o respiración normal.

## Referencias

1. Miguel A. Serra Valdes, "Evaluación de la Terapia Inhalada en Pacientes con Asma Bronquial Persistente", <http://www.revistaciencias.com/publicaciones>
2. Leontios J. Hadjileontidis, "Biosignal and compression Standards, M-Health Emerging Mobile Health systems, Topics in Biomedical Engineering", Springer 2006 International Book Series, pp. 277-292, ISBN 0387-26558-9.
3. Volker Gross, Anke Dittmar, Thomas Penzel, Frank Schutter, and Peter Von Wichert, "The Relationship between Normal Lung Sounds, Age, and Gender", *Am J Respir Crit Care Med* Vol 162. pp 905909, 2000, [www.atsjournals.org](http://www.atsjournals.org)
4. A.R.A. Sovijrvi, J. Vanderschoot, J.E. Earis, "Standardization of computerized respiratory sound analysis", *Eur Respir Rev* 2000; 10: 77, 585, ISSN 0905 9180.5. J.E. Earis, B.M.G. Cheetham, "Current methods used for computerize respiratory sound analysis", *Eur Respir Rev* 2000; 10: 77, 586590, ISSN 0905 9180.

5. A.R.A. Sovijrvi, L.P. Malmberg, G. Charbonneau, J. Vanderschoot, F. Dalmasso, C. Sacco, M. Rossi, J.E. Earis, "Characteristics of breath sounds and adventitious respiratory sounds", *Eur Respir Rev* 2000; 10: 77, 591596 ISSN 0905 9180.
6. Efrain Carlos Nieblas Ortiz, Margarito Quintero Nunez, "Gestion Fronteriza para la Generacion electrica en la Region California, Estados Unidos-Baja California, Mexico", *Revista: Region Y sociedad* Vol. XVIII, No. 37, 2006, ISSN 1870-3925.
7. M. Rossi, A.R.A. Sovijrvi, P. Piiril, L. Vannuccini, F. Dalmasso, J. Vanderschoot, "Environmental and subject conditions and breathing manoeuvres for respiratory sound recordings", *Eur Respir Rev* 2000; 10: 77, 611615, ISSN 0905 9180.
8. G. Charbonneau, E. Ademovic, B.M.G. Cheetham, L.P. Malmberg, J. Vanderschoot, A.R.A. Sovijrvi, "Basic techniques for respiratory sound analysis", *Eur Respir Rev* 2000; 10: 77, 625635, ISSN 0905 9180.
9. Druzgalski, C., Potentials and Barriers of Extensive Auscultatory Databases, 27th International Conference on Lung Sounds, September 12 - 14, 2000, Stockholm, Sweden.
10. Druzgalski, C., Distributed Analysis of Signal Integrity Impediments in Respiratory Acoustic Signatures. WC2003 - The World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering. August 21-30, 2003. Sydney, Australia.
11. Druzgalski, C.; Shenoy, N.; Kumar, S.; Enhanced Pulmonary Function Testing and Segmental Respiratory Performance Evaluation. The World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2006(WC2006), Aug. 27 B Sept. 1, 2006, Seoul, Korea.
12. Hans Pasterkamp, "State of Art: Respiratory Sounds Advances beyond the Stethoscope", *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, Vol. 156. pp. 974987, 1997.
13. Henk J.W. Schreur, Jan Vanderschoot, Aeilko H. Zwinderman, Joop H. Dijkman and Peter J. Sterk, "Abnormal Lung Sounds in Patients with Function Asthma during Episodes with Normal Lung", DOI 10.1378/chest.106.1.91, *Chest* 1994;106;91-99, ISSN:0012-3692.
14. Pearce D., "An Overview of ETSI Standards Activities for Distributed Speech Recognition Front-Ends", AVIOS 2000: The Speech Applications Conference, San Jose, CA, USA, May 22-24, 2000.
15. Mayorga-Ortiz P., Besacier L., Lamy L. and Serignat J.F., "Audio Packet Loss over IP and Speech Recognition", ASRU IEEE 2003 (Automatic Speech Recognition & Understanding), St. Thomas, Virgin Islands, USA, Nov. 1-Dec. 4, 2003, pp. 607-612.
16. Reynolds D. A., "A Gaussian Mixture Modeling Approach to Text-Independent speaker Identification", Ph. D. Thesis, Georgia Institute of Technology, August 1992. 18. Andrew R. Webb, "Statistical Pattern Recognition", John Wiley & Sons, Second Edition, 2002.
17. 19. Marco Antonio Reyna Carranza, Margarito Quintero Nuñez, Kimberly Collins, "Correlation Study of the Association of PM10 with the Main Respiratory Diseases in the Populations of Mexicali, Baja California and Imperial County", California, *Revista Mexicana de Ingenieria Biomedica*, Volume 2 Numero 1 2005 M.
18. 20. S. Cortes, R. Jane, "Análisis de Sibilancias en Pacientes Asmáticos durante Respiración Espontánea", XXV Jornadas de Automatica, Ciudad Real, España, 8-9 Septiembre, 2004.
19. 21. Andrew Bush, "Diagnostico de Asma en Niños Menores de Cinco", *Primary Care Respiratory Journal* (2007), 16 (1) : 7-15., 1471-4418 2006 General Practice Airways Group. All rights reserved doi:10.3132/pcrj.2007.00001.
20. 22. Martinez W.L. and Martinez A.R., "Computational Statistics Handbook with Math Lab", Second Edition, Chapman & Hall/CRC, 2008, ISBN 1-58488-566-1.