

# Entropía aproximada móvil con valores de tolerancia fijos como medida de las variaciones de amplitud en señales biomédicas

L. Sarlabous Uranga<sup>1,2</sup>, A. Torres Cebrián<sup>1,2</sup>, J.A. Fiz Fernández<sup>2,3,5</sup>, J. Gea Guiral<sup>4</sup>,  
J. M. Martínez-Llorens<sup>4</sup>, J. Morera<sup>5</sup>, R. Jané Campos<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Dept. ESAII, Universitat Politècnica de Catalunya,

<sup>2</sup> Institut de Bioenginyeria de Catalunya (IBEC) y CIBER de Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN),  
Barcelona, España,

{leonardo.sarlabous, abel.torres, raimon.jane}@upc.edu

<sup>3</sup> Servicio de Neumología, Hospital de Navarra, [jifizfern@navarra.es](mailto:jfizfern@navarra.es)

<sup>4</sup> Servicio de Neumología, Hospital del Mar, Barcelona, España, [jgea@imim.es](mailto:jgea@imim.es), [jmartinezl@imas.imim.es](mailto:jmartinezl@imas.imim.es)

<sup>5</sup> Servicio de Neumología del Hospital Germans Trias i Pujol, Badalona, España, [josepmorera.germanstrias@gencat.net](mailto:josepmorera.germanstrias@gencat.net)

## Resumen

*En este trabajo se presenta un nuevo método para cuantificar las variaciones de amplitud en señales biomédicas empleando la entropía aproximada ( $ApEn$ ) en ventanas móviles y con valores de tolerancia ( $r$ ) fijos. Los valores límites de  $r$  se corresponden con el máximo y mínimo de la desviación estándar obtenida en todas las ventanas móviles. A esta nueva métrica se le ha denominado  $ApEn_f$ : entropía aproxima con valores de  $r$  fijos.  $ApEn_f$  se aplicó en señales mecanomiográficas (MMG) diafragmáticas registradas en perros, para valores de  $r$  entre 0.01 y 0.4. Los resultados obtenidos indican que al aumentar el valor de  $r$  (hasta un cierto valor) las variaciones de amplitud son mejor definidas (señales menos ruidosas), aumentando así la correlación con la señal de presión inspiratoria. Además, en presencia de ruidos de tipo impulsional, sinusoidal y gaussiano,  $ApEn_f$  para valores de  $r$  medios es menos afectado que el RMS.*

## 1. Introducción

La entropía aproximada ( $ApEn$ ) es uno de los parámetros más populares para estimar la complejidad y la regularidad en señales biomédicas.  $ApEn$ , que fue introducida por [1], compara patrones dentro de la serie de tiempo y estima la regularidad de la serie de datos estudiada. Su familia de parámetros y estadísticos permiten distinguir conjuntos de datos a partir de medidas de regularidad sin ningún conocimiento a priori acerca de su generación. Esta métrica motivada para aplicaciones de datos cortos y ruidosos, evalúa patrones dominantes y subordinados en las series de datos y permite discriminar series de datos en las cuales resulta difícil el reconocimiento de patrones. La longitud de los datos para el cálculo de  $ApEn$  podría ser de al menos 50 muestras [2].

El estudio de  $ApEn$  en señales biomédicas ha permitido distinguir lo normal en datos anormales, en los cuales momentos estadísticos no muestran diferencias significativas [3]. Algunas de las aplicaciones más conocidas en el campo de la biomedicina son: 1) en la señal EEG para: el estudio de la regularidad [4], para el análisis de la regularidad en la actividad de fondo del EEG en pacientes con la enfermedad de Alzheimer [5], en

la extracción de rasgos de la señal EEG y de los registros respiratorios de pacientes durante respiración Cheyne-Stokes [6], y para el estudio de la predicción de ataques epilépticos [7], [8], 2) en señales respiratorias [9], 3) en la caracterización de disfunción ventricular postoperatoria [10], 4) en el estudio de la presión intracraneal durante hipertensión intracraneal aguda [11] y 5) en el estudio de señales EMG de superficie [12], [13].

En trabajos previos [14]-[17], se ha visto que parámetros de complejidad tradicionales determinados en intervalos de cuantificación fijos (independientes de la desviación estándar de la ventana móvil), están más relacionados con las variaciones de amplitud que con la complejidad de la señal. Además, los resultados obtenidos indican que estos parámetros de complejidad aplicados en este sentido evalúan mejor los esfuerzos respiratorios que los parámetros de amplitud tradicionales como el RMS. En estos estudios, el coeficiente de correlación reportado entre la señal de presión inspiratoria máxima y los parámetros de complejidad obtenidos en la señal mecanomiográfica (MMG) diafragmática fue mayor que el reportado entre la señal presión inspiratoria máxima y el RMS.

En este sentido, se propone cuantificar las variaciones de amplitud en las señales biomédicas mediante el uso de  $ApEn$  en ventanas móviles y con valores de tolerancia ( $r$ ) fijos. A este nuevo método se le ha denominado  $ApEn_f$ . En este método los valores de  $r$  son seleccionados de manera diferente que en el método usual, es decir, se determina en todas las ventanas móviles utilizadas la desviación estándar, y se seleccionan el valor máximo y mínimo, que representarán los valores de tolerancia límites en los que debe calcularse  $ApEn$ .

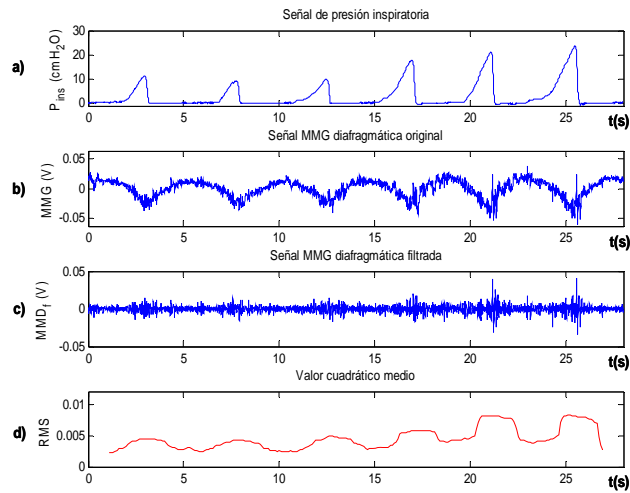
Este trabajo tiene por objetivos: evaluar la capacidad de  $ApEn_f$  para cuantificar las variaciones de amplitud en las señales MMG diafragmáticas registradas en modelo animal (perros), comparar la robustez de los parámetros  $ApEn_f$  y RMS frente a diferentes tipos de ruidos, y finalmente, relacionar  $ApEn_f$  y RMS con la fuerza muscular respiratoria evaluada mediante la presión inspiratoria ( $P_{ins}$ ) registrada en boca.

## 2. Metodología

### 2.1. Adquisición de señales

Las señales MMG diafragmática y  $P_{ins}$  empleadas en este estudio fueron extraídas de una base de datos registrada en perros, durante la realización de un test respiratorio con carga resistiva inspiratoria progresiva [14]. Estas señales fueron registradas mediante un acelerómetro capacitivo Kistler 8302A colocado en la superficie de la caja torácica, en la línea axilar, entre el séptimo y el octavo espacios intercostales, para el caso de la señal MMG, y mediante un transductor de presión colocado en la tráquea, para la señal  $P_{ins}$ . Todas las señales analógicas fueron amplificadas (HP 8802A), digitalizadas con un sistema A/D de 12 bits a una frecuencia de muestreo de 4 kHz, y diezmadadas a una nueva frecuencia: 200 Hz.

En la Figura 1a se muestran 6 ciclos de la señal de  $P_{ins}$ , y en la Figura 1b la señal MMG diafragmática original correspondiente. Por otra parte, en la Figura 1c se muestra la señal MMG diafragmática filtrada mediante un filtro *Butterworth* paso-banda de orden 4, cuyo rango de frecuencias es de 5-25 Hz. En la Figura 1d se muestra el RMS correspondiente, determinado en una ventana móvil de 2 s de duración y con un desplazamiento de 0.1 s.



**Figura 1.** (a) Presión inspiratoria (b) señal MMG sin filtrar (c) señal MMG filtrada paso-banda entre 5 y 25 Hz, (d) RMS determinado en (b) en una ventana móvil de 2s de duración

### 2.2. Entropía aproximada con valores de tolerancia (r) fijos: $ApEn_f$

La entropía aproximada ( $ApEn$ ) es una medida que depende de la probabilidad condicional de que dos secuencias que son similares para  $m$  muestras permanezcan similares, dentro de una tolerancia  $r$ , en la próxima muestra  $m + 1$  [1]. Si una secuencia de datos contiene una gran cantidad de patrones repetitivos (predecible o más regular) tendrá una  $ApEn$  pequeña, mientras que una con pocos (menos predecible o más irregular) tendrá una  $ApEn$  mayor [2]. Para una serie temporal  $\{x(n)\}$  de  $N$  muestras finitas, y definidos los parámetros  $r$  y  $m$ ,  $ApEn(m, r, N)$  se puede calcular mediante siguiente ecuación:

$$ApEn(m, r, N) = ApEn(m, r) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r) \quad (1)$$

Para  $m$  muestras se tiene:

$$\phi^m(r) = (1/N - m + 1) \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i) \quad (2)$$

$$C_r^m(i) = N^m(i)/(N - m + 1) \quad (3)$$

donde  $\phi^m(r)$  se corresponde con el promedio para todo  $i$  del algoritmo natural de  $C_r^m(i)$ , que mide la frecuencia de patrones similares de longitud  $m$  para una tolerancia  $r$ . Para  $m + 1$  muestras,  $\phi^{m+1}(r)$  y  $C_r^{m+1}(i)$  tienen igual interpretación, pero para una dimensión mayor. Para más detalles acerca de la formulación de  $ApEn$  ver [1].

Con la intención de estimar adecuadamente  $ApEn$ , el número de coincidencias entre los patrones de longitud  $m$  y  $m+1$  debe incrementar. Esto puede conseguirse con  $m$  pequeño y  $r$  elevado, pero se pierde mucha información. Por este motivo, con la intención de evitar que el ruido afecte a la estimación de la  $ApEn$ , en [1] se propone seleccionar un valor de  $r$  mayor que la desviación estándar del ruido, y se establece que para valores de  $m = 2$  y  $N = 1000$ , el valor de  $r$  podría estar entre 0.1 y 0.25 veces la desviación estándar de la serie de datos originales.

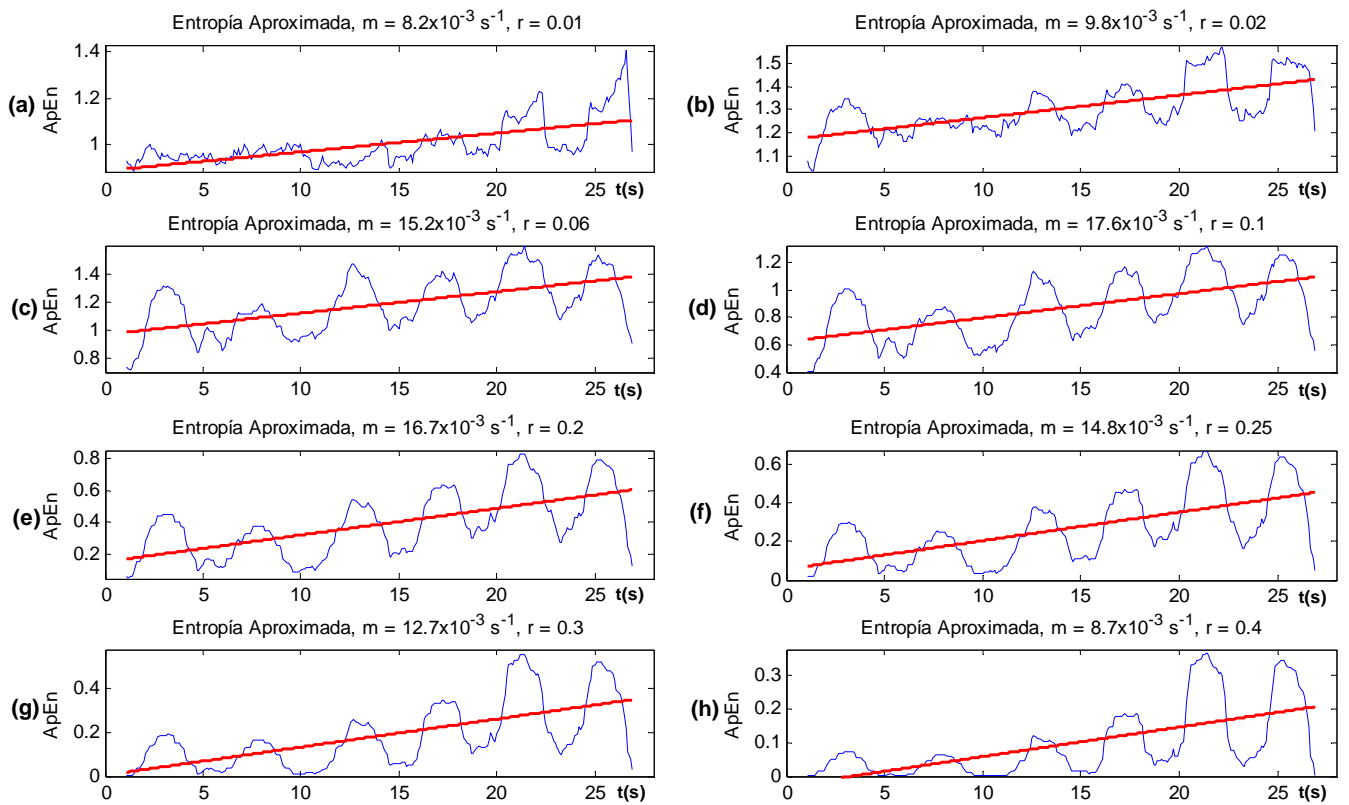
Para el cálculo de  $ApEn_f$ , se propone una vez determinado y abstraído el valor medio de la señal original, determinar los valores de  $r$ . Para esto, se determina en todas las ventanas móviles utilizadas (de tamaño 2 s) la desviación estándar, y se seleccionan el valor máximo y mínimo, que representarán los valores de tolerancia límites en los que debe calcularse  $ApEn$ . Luego se define el parámetro  $m$  y se calcula  $ApEn$  siguiendo las consideraciones descritas en [1].

### 2.3. Procesado de señal

La señal MMG se estudio antes y después de adicionarle componentes de ruido de tipo impulsivo, sinusoidal y gaussiano. Estas componentes, de 0.2 s de duración, se adicionaron en cada ciclo respiratorio, y se corresponden con una señal: compuesta por ceros, de valor constante, con componente sinusoidal, de pulso rectangular y por último, con componente aleatoria.

En ambas señales, es decir, antes y después de adicionar ruido, se aplicó con filtro *Butterworth* paso-banda de orden 4, cuyo rango de frecuencias es de 5-25 Hz. De esta manera, se eliminan: la componente de baja frecuencia producto del movimiento de la caja torácica, y otras fuentes de ruido biológico (principalmente cardíaco) de mayor frecuencia [15], y se mantienen las componentes donde se concentra la mayor potencia de señal MMG.

Los parámetros RMS y  $ApEn_f$  (para  $m = 1$ , y  $r = 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05, 0.06, 0.07, 0.09, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3, 0.4, 0.5$  y  $0.6$ ) fueron determinados empleado ventanas móviles de 2 s de duración. Este tamaño de ventana permite estudiar el periodo durante el cual está activo el músculo diafragma, cuyo valor normal es de  $1.62 \pm 0.31$  s [16], [17]. En la Figura 2 se muestra la



**Figura 2.** Curvas de entropía aproximada empleando valores de tolerancia fijos ( $ApEn_f$ ), determinadas en la señal MMG diafragmática. (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g) y (h)  $ApEn_f$  correspondientes a valores de  $r = 0.01, 0.02, 0.06, 0.1, 0.2, 0.3$  y  $0.4$ , respectivamente. El cálculo de  $ApEn_f$  fue realizado empleando ventanas móviles de 2 s de duración. Para cada realización se muestra: el valor de la pendiente de la recta de regresión lineal (línea continua).

evolución del parámetro  $ApEn_f$  empleando algunos de los valores de tolerancia propuestos. Para cada cálculo de  $ApEn_f$  se determinó la recta de regresión lineal mediante el método de los mínimos cuadrados, así como el valor de pendiente asociada. Mediante el coeficiente de correlación de Pearson se determinó la relación entre la presión inspiratoria y los parámetros  $ApEn_f$  y RMS.

### 3. Resultados

Los resultados de  $ApEn_f$  obtenidos en la señal MMG antes de adicionar las componentes de ruido para los valores de  $r = 0.01, 0.02, 0.06, 0.1, 0.2, 0.25, 0.3$  y  $0.4$ , se corresponden con la Figura 2a, b, c, d, e, f, g y h, respectivamente. Se observa que es posible con valores de  $r$  pequeños determinar las variaciones de amplitud en la señal, aunque en este caso la señal resultante es un poco ruidosa. Con el aumento del valor de  $r$  los ciclos respiratorios son mejor definidos y la señal resultante es menos ruidosa. Al aumentar el valor de  $r$ , la pendiente de la recta de regresión aumenta hasta alcanzar un valor máximo para  $r = 0.15$ , y posteriormente disminuye hasta alcanzar valores pequeños cercanos a cero.

En la Figura 3 se muestra el gráfico de dispersión entre la  $P_{ins}$  y: el RMS, y la  $ApEn_f$  para valores de tolerancia de  $r = 0.15, 0.2$  y  $0.25$  (valores donde se obtienen mayores valores de correlación) determinados en las señales MMG diafragmáticas sin (Figura 3a) y con (Figura 3b) ruido adicionado. Se observa que los mayores valores del coeficiente de correlación se reportan para la señal MMG

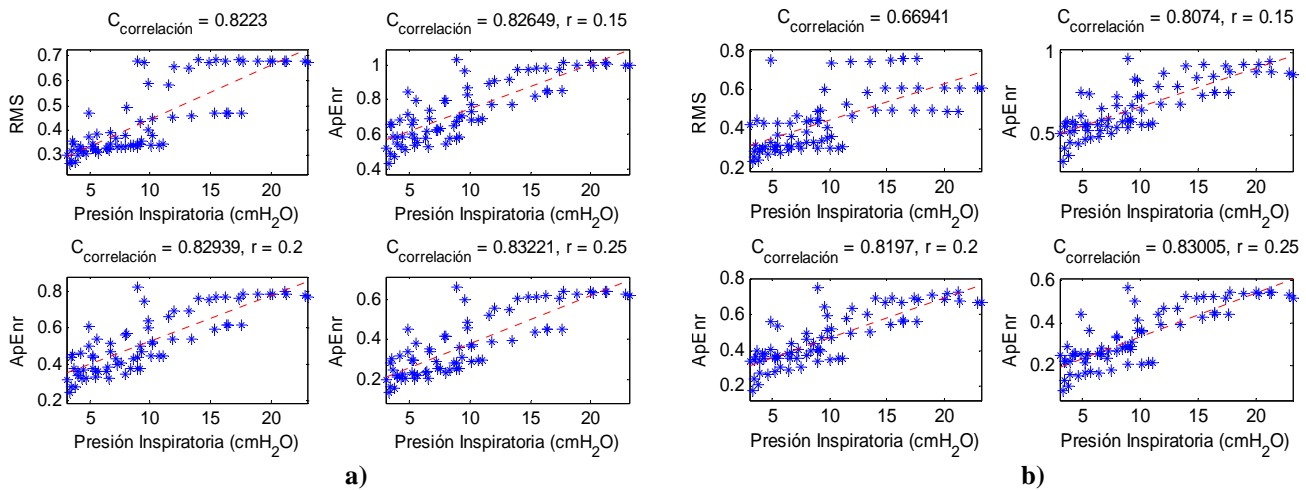
sin ruido añadido, y que después de adicionar las componentes de ruido, estos valores disminuyen.

### 4. Discusión y conclusiones

Este trabajo sugiere que mediante  $ApEn_f$  con valores de  $r$  cercanos al límite inferior es posible determinar las variaciones de amplitud en las señales biomédicas, que con el aumento del valor de  $r$  (hasta cierto valor) estas variaciones de amplitud son mejor definidas y menos ruidosas.

La pendiente de la recta de regresión lineal es un indicador de los incrementos de amplitud o de complejidad presentes en la señal (no siendo posible diferenciar cuál de ellos ocurre en cada caso). Por otra parte, en trabajos anteriores [14]-[17] se ha visto que la amplitud de la señal MMG diafragmática incrementa con el aumento de la fuerza respiratoria. Por consiguiente, un valor de pendiente positiva en la recta de regresión lineal podría indicar una tendencia incremental en las características de amplitud de las señales MMG diafragmáticas.

El coeficiente de correlación entre  $ApEn_f$  (para valores de  $r$  entre 0.15 y 0.3) y  $P_{ins}$  determinados en la señal MMG diafragmática sin ruido reporta mayores valores en comparación a los reportados entre el RMS y  $P_{ins}$ . Además, después de adicionar las componentes de ruido la correlación entre el RMS y  $P_{ins}$  decrece significativamente, pero en cambio los valores de correlación entre  $ApEn_f$  y  $P_{ins}$  para los mismos valores de



**Figura 3.** Gráficas de dispersión entre la presión inspiratoria y: el valor cuadrático medio, y la entropía aproximada empleando valores de tolerancia fijos correspondientes con  $r = 0.15$ ,  $0.2$  y  $0.25$  obtenida en la señal MMG diafragmática sin (a) y con (b) ruido adicionado.

$r$  disminuyen en menor medida. En ambos casos, es decir, antes y después de adicionar las componentes de ruido, los mayores valores de correlación se reportan para  $r = 0.25$ , pudiéndose considerar el valor óptimo para este estudio. En conclusión,  $ApEnr$  en presencia de ruido es más robusto que el parámetro RMS.

## Agradecimientos

Este estudio ha sido financiado parcialmente por una beca AECID del MAEC de España y por el proyecto TEC2007-68076-C02-01 del MICINN de España.

## Referencias

- [1] S. M. Pincus, "Approximate entropy as a measure of system complexity," *Proc. Natl. Acad. Sci., USA*, vol. 88, pp. 2297-2301, March. 1991.
- [2] S. M. Pincus, "Assessing serial irregularity and its implications for health," *Ann. N.Y. Acad. Sci.*, vol. 954, pp. 245-267, 2001.
- [3] S. M. Pincus, and W. Huang, "Approximate entropy: Statistical properties and applications," *Commun. Statist. Theory Meth.*, vol. 21, no. 11, pp. 3061-3077, 1992.
- [4] J. Bruhn, H. Ropcke, B. Rehberg, T. Bouillon, and A. Hoefl, "Electroencephalogram approximate entropy correctly classifies the occurrence of burst suppression pattern as increasing anesthetic drug effect," *Anesthesiology*, vol. 93, no. 4, pp. 981-985, Oct. 2000.
- [5] D. Abásolo, R. Hornero, P. Espino, J. Poza, C.I. Sánchez, and R. de la Rosa, "Analysis of regularity in the EEG background activity of Alzheimer's disease patients with Approximate Entropy," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 116, no. 8, pp. 1826-1834, Aug. 2005.
- [6] I. Rezek, and S. Roberts, "Stochastic complexity measures for physiological signal analysis," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 45, no. 9, pp. 1186-1191, Sep. 1998.
- [7] N. Radhakrishnan, and B. Gangadhar, "Estimating regularity in epileptic seizure time series data. A Complexity-Measure Approach," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 17, no. 3, pp. 89-94, May.-Jun. 1998.
- [8] S. Vukkadala, S. Vijayalakshmi, and S. Vijayapriya, "Automated Detection of Epileptic EEG Using Approximate Entropy in Elman Networks," *Internat. J. of Recent Trends in Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 307-312, May. 2009.
- [9] M. Engoren, "Approximate entropy of respiratory rate and tidal volume during weaning from mechanical ventilation," *Crit. Care Med.*, vol. 26, no. 11, pp. 1817-1823, Nov. 1998.
- [10] L. A. Fleischer, S. M. Pincus, and S. H. Rosenbaum, "Approximate entropy of heart rate as a correlate of postoperative ventricular dysfunction," *Anesthesiology*, vol. 78, no. 4, pp. 683-692, Apr. 1993.
- [11] R. Hornero, M. Aboy, D. Abásolo, J. McNames, and B. Goldstein, "Interpretation of approximate entropy: Analysis of intracranial pressure approximate entropy during acute intracranial hypertension," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 52, no. 10, pp. 1671-1680, Oct. 2005.
- [12] S. A. Ahmad, and P. H. Chappell, "Surface EMG Classification Using Moving Approximate Entropy," *Internat. Conference on Intelligent and Advanced Systems*, Nov. 2007.
- [13] S. A. Ahmad, and P. H. Chappell, "Moving approximate entropy applied to surface electromyographic signals Approximate Entropy," *Biomed. Signal Processing and Control*, vol. 3, no.1, pp. 88-93, Jan. 2008.
- [14] A. Torres, J. A. Fiz, B. Galdiz, J. Gea, J. Morera, and R. Jané, "Inspiratory Pressure Evaluation by means of the Entropy of Respiratory Mechanomyographic Signals", *28th Ann. Conf. IEEE-EMBS*, pp. 5735-5738, 2006.
- [15] A. Torres, J. A. Fiz, R. Jané, E. Laciari, B. Galdiz, J. Gea, and J. Morera, "Rényi Entropy and Lempel-Ziv Complexity of Mechanomyographic Recordings of Diaphragm Muscle as Indexes of respiratory Effort," *30th Ann. Conf. IEEE-EMBS*, pp. 2112-2115, 2008.
- [16] L. Sarlabous, A. Torres, J. A. Fiz, J. Gea, J. B. Galdiz, and R. Jané, "Multistate Lempel-Ziv (MLZ) Index Interpretation as a Measure of Amplitude and Complexity Changes," *31th Ann. Conf. IEEE-EMBS*, pp. 4375-4378, 2009.
- [17] L. Sarlabous, A. Torres, J. A. Fiz, J. Gea, J. M. Martínez-Llorens, and R. Jané, "Evaluation of the respiratory Muscular Function by means of Diaphragmatic Signals in COPD Patients," *31th Ann. Conf. IEEE-EMBS*, pp. 3925-3928, 2009.
- [18] C. Orizio, "Muscle Sound: Bases for the introduction of a mechanomyographic signal in muscle studies," *Critical reviews in Biomed. Eng.*, pp. 201-243, 1993.
- [19] M. J. Tobin, T. S. Chadha, G. Jenouri, S. J. Birch, H. B. Gazeroglu, and M. A. Sackner, "Breathing patterns: 2. Diseased subjects," *Chest*, vol. 84, no. 3, pp. 286-294, Sep. 1983.

- [20] M. J. Tobin, M. J. Mador, S. M. Guenther, R. F. Lodato, and M. A. Sackner, "Variability of resting respiratory center drive and timing in healthy subjects," *J. Appl. Physiol.*, vol. 65, no. 1, pp. 309-317, 1988.