

DETECCIÓN DE ARRITMIAS DE TIPO BLOQUEO DE RAMA MEDIANTE ANÁLISIS NO SUPERVISADO Y MORFOLOGÍA DEL QRS

RESUMEN

Se presenta un método para clasificar arritmias ventriculares de tipo bloqueo de rama izquierda (L) y derecha (R) con respecto a latidos normales (N) de la base de datos de arritmias de la MIT-BIH utilizando clasificación no supervisada debido principalmente a la variabilidad morfológica entre registros. Se desarrolla una etapa de extracción de características basada en la morfología del latido y una etapa de clustering que utiliza el algoritmo de búsqueda heurística k-means modificado en el sentido de su inicialización utilizando el criterio max-min. El sistema presenta resultados comparables con los reportados en la literatura.

PALABRAS CLAVES: Arritmias, bloqueo de rama, clustering, ECG.

ABSTRACT

This work describes a method to classify left (L) and right (R) bundle block branch beats as well as normal (N) beats from MIT-BIH arrhythmia database. Un-supervised classification is preferred in our approach due to factors that add variability, such as: signal length and different dynamic behaviour and morphology (different patient physiology and/or pathology). Features are obtained from heartbeat morphology. The classification algorithm is a k-means clustering, incorporating an initial partition stage based on max-min criterion. The proposed method shows comparable results to those reported in literature.

KEYWORDS: Arrhythmia, bundle block branch, clustering, ECG.

1. INTRODUCCIÓN

El bloqueo de rama (BBB) es un trastorno en la conducción del impulso eléctrico en los ventrículos [1]. La conducción del impulso eléctrico hacia los ventrículos se realiza a través del haz de His y sus divisiones: rama derecha y rama izquierda. Cuando una de estas ramas se altera, el impulso eléctrico se propaga a través del propio músculo ventricular en lugar de hacerlo por el sistema de Purkinje. Esto reduce la velocidad de conducción, por tanto si se produce bloqueo en alguna de las ramas ocurre una prolongación del complejo QRS debido a que éste dura mientras la despolarización se propaga a través de los ventrículos [2]. Los bloqueos de rama también generan cambios morfológicos (melladuras) en el complejo QRS.

En el bloqueo de rama izquierda (LBBB), la despolarización cardíaca se propaga por el ventrículo derecho con mucha más rapidez que por el ventrículo izquierdo. Por consiguiente el ventrículo izquierdo se mantiene polarizado por más tiempo que el derecho. Esto se refleja en una prolongación y cambio morfológico (RR') del complejo QRS en las derivaciones precordiales izquierdas (V₅ y V₆). Por otra parte en el bloqueo de rama derecha (RBBB), la conducción del impulso a través del ventrículo derecho se retrasa con respecto del izquierdo, por tanto se prolonga el complejo QRS y se genera la morfología rsR' en las derivaciones precordiales derechas (V₁ y V₂).

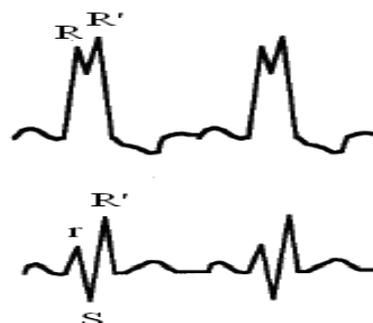


Figura 1. Superior: Bloqueo de rama izquierda (V₅ y V₆). Inferior: Bloqueo de rama derecha (V₁ y V₂).

La presencia de BBB, no implica necesariamente cardiopatía; puede presentarse en pacientes sanos, en los que tiene buen pronóstico y no evoluciona a bloqueo de grado mayor [3]. Sin embargo, en algunos estudios [4, 5, 6] se encontró que la presencia de bloqueo de rama derecha se correlaciona con hipertensión arterial, falla cardíaca, enfermedades coronarias, embolismo pulmonar e incremento de la mortalidad y que la aparición de bloqueos de rama izquierda aumenta el riesgo de cardiopatía coronaria, mortalidad ventricular y de infarto de miocardio [7,8]. Con esto se puede decir que es necesaria la detección de este tipo de arritmias por el valor pronóstico que tienen.

DIEGO PELUFFO

Estudiante de Ingeniería Electrónica
Universidad Nacional de Colombia
Sede Manizales
dhpeluffoo@unal.edu.co

JOSE LUIS RODRIGUEZ

Ing. Electrónico, M. Sc.
Estudiante de Doctorado
Universidad Nacional de Colombia
Sede Manizales
jlrodriguezso@unal.edu.co

GERMAN CASTELLANOS

Profesor, Ph.D.
Universidad Nacional de Colombia
Sede Manizales

Estudios realizados alrededor de la detección de LBBB y RBBB coinciden en la necesidad de realizar un análisis de la morfología del complejo QRS debido a las características de estos tipos de arritmia. En [9] se clasifican latidos de LBBB con 25 datos de entrenamiento y 25 de verificación de la base de datos de arritmias del MIT, mediante una caracterización basada en técnicas dinámicas no lineales y una etapa de clasificación que emplea redes neuronales, sistema de inferencia neurodifuso y agrupamiento substractivo con errores de clasificación de 20%, 0% y 4%, respectivamente.

En [10], las funciones ortogonales de Hermite fueron propuestas como representación paramétrica de los complejos QRS, por su similitud con las bases de la transformada de Karhunen-Lòeve (KL) aplicada al estudio de los mismos. Al igual que las de la transformada KL, las bases de Hermite son ortonormales y por lo tanto cada coeficiente representa información independiente de las características de la señal, por lo que la misma puede representarse con pocos coeficientes, además, en promedio, el 98.6% de la energía de la señal del QRS puede representarse utilizando tres coeficientes de Hermite [11].

Lo anterior advierte que para la detección de latidos tipo L y R es necesario hacer un análisis detallado de cada latido teniendo en cuenta sus características morfológicas. Además, la presencia de ruido, comportamiento dinámico y variabilidad en la morfología (diferente fisiología y/o patología del paciente), hacen necesario que el análisis de estos latidos sea específico para cada registro por lo que un esquema supervisado necesitaría entrenamiento para cada paciente haciendo la tarea más compleja para el especialista. Por esta razón se emplean técnicas no supervisadas aunque aún existen problemas relacionados, entre otros aspectos, con la cantidad de latidos y costo computacional.

En este trabajo se propone un método para clasificar arritmias ventriculares de tipo L y R con respecto a latidos normales de la base de datos de arritmias de la MIT-BIH utilizando clasificación no supervisada. Para esto se desarrolla una etapa de extracción de características basada en las características morfológicas del complejo QRS: energía y coeficientes de Hermite. El clustering se desarrolla con el algoritmo de búsqueda heurística K-means modificado, empleando el criterio max-min en lugar de la inicialización aleatoria para garantizar una mejor convergencia del algoritmo. Para evaluar los resultados se hacen comparaciones cuantitativas entre K-means y K-means modificado.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

El método propuesto en este trabajo consta de las siguientes etapas:

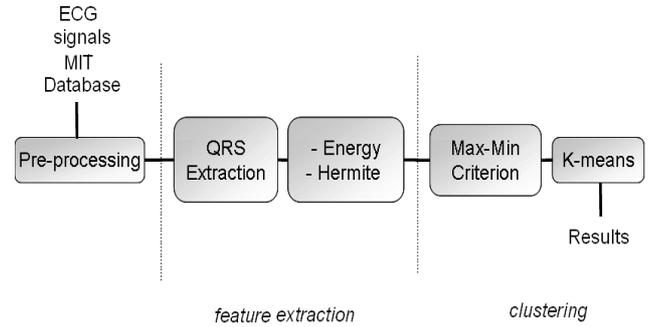


Figura 2. Diagrama de bloques del método propuesto.

2.1 Pre-proceso

En esta etapa se realiza una normalización del registro de manera que:

$$y_n = \frac{y - \mu(y)}{\max |y|} \quad (1)$$

2.2 Extracción de características

Esta etapa se divide en las siguientes subetapas:

2.2.1 Extracción del complejo QRS

La extracción del complejo QRS se realiza a partir de la ubicación de las anotaciones de la base de datos MIT que se hacen en el pico R de cada latido. Considerando el ancho del complejo QRS (150ms), la extracción del complejo QRS puede hacerse así:

$$QRS_j = [y(p_j) - 0.06 * Fs : y(p_j) + 0.09 * Fs] \quad (2)$$

donde p_j es la ubicación del pico R del j -ésimo latido de la señal y Fs es la frecuencia de muestreo (360Hz para el caso de la base de datos MIT).

2.2.2 Energía del complejo QRS

La morfología de los latidos de BBB sugiere que la energía del complejo QRS (2) es una característica adecuada para separar los latidos tipo L y R de los N.

$$E(QRS_j) = \sum_{i=1}^{N_{QRS}} QRS_j(i)^2 \quad (3)$$

donde N_{QRS} es la longitud de la señal QRS_j .

2.2.3 Coeficientes de Hermite

El modelo de Hermite ha sido usado extensamente en el estudio de electrocardiogramas, tanto en el contexto de su compresión ([12]), como en la clasificación ([13]). Las bases de Hermite, a diferencia de la KL, no dependen de la estadística de la señal sino que son fijas salvo por el ancho de la ventana.

Las bases de Hermite son de la forma:

$$\phi_n^\sigma(x) = \frac{e^{-t^2/2\sigma^2}}{\sqrt{2^n n! \sqrt{\pi}}} H_n(t/\sigma) \quad (4)$$

donde H_n es el polinomio de Hermite de grado n y σ es el ancho de la ventana.

Para este trabajo se empleó $\sigma=0.75$.

Los polinomios de Hermite se pueden obtener de manera recursiva, con $H_0=1$ y $x = t/\sigma$, calculando:

$$H_n(x) = 2xH_{n-1}(x) - 2(n-1)H_{n-2}(x) \quad (5)$$

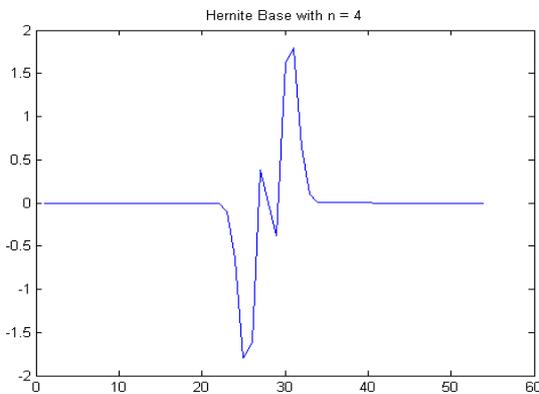


Figura 3. Ejemplo de base de Hermite ($n = 3$).

Los coeficientes de hermite se pueden calcular con:

$$C_n = \frac{1}{F_S} y. \phi_n^\sigma \quad (6)$$

2.3 Clustering

En la clasificación no supervisada, el clustering ha resultado muy útil en el análisis exploratorio de datos, sin embargo esto aún representa un problema combinatorio grande porque debe seleccionarse el método adecuado en orden a agrupar los patrones representativos del registro

considerando la gran cantidad de latidos, costo computacional y clases desequilibradas [14].

Para realizar el análisis no supervisado del conjunto $X = \{x_1, \dots, x_N\}$, $x_j = (x_{1j}, \dots, x_{qj})$ de N elementos (o latidos) en el espacio Euclideo R^q , se utiliza una función objetivo de la mínima suma de cuadrados (MSS).

El problema del clustering de la mínima suma de cuadrados (MSSC) es encontrar una partición ρ_M de X en M subconjuntos disjuntos C_i tal que la suma de la distancia al cuadrado de cada elemento x_l al centroide \bar{x}_i del cluster C_i sea mínima [14].

Entonces el MSSC puede ser expresado como sigue:

$$\min_{\rho_M \in P_M} \sum_{i=1}^M \sum_{x_l \in C_i} \|x_l - \bar{x}_i\|^2 \quad (7)$$

donde P_M es el conjunto de todas las particiones de X , $\|\cdot\|$ denota la norma Euclidea y

$$\bar{x}_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{l: x_l \in C_i} x_l \quad (8)$$

En este trabajo se emplea como técnica de clustering el método de búsqueda K-means aplicando el criterio de Max – Min en la inicialización.

2.3.1 Algoritmo K-means

Se selecciona aleatoriamente una partición inicial (C_1, \dots, C_M) . Luego se calculan los centroides y se reasignan los elementos, asumiendo que un elemento x_j que pertenece al cluster C_l en la solución actual es reasignado a otro cluster C_i ($l \neq i$).

La actualización de los centroides se realiza de la siguiente forma:

$$\bar{x}_l \leftarrow \frac{n_l \bar{x}_l - x_j}{n_l - 1}, \quad \bar{x}_i \leftarrow \frac{n_i \bar{x}_i + x_j}{n_i + 1} \quad (9)$$

donde $n_i = |C_i|$ y $n_l = |C_l|$.

El cambio en el valor de la función objetivo causado por este movimiento es:

$$v_{ij} = \frac{n_i}{n_i + 1} \left\| \bar{x}_i - x_j \right\|^2 - \frac{n_i}{n_i - 1} \left\| \bar{x}_i - x_j \right\|^2 \quad (10)$$

Este cambio se calcula para todas las reasignaciones, de tal manera que si las reasignaciones reducen el valor de la función objetivo el procedimiento sigue de manera iterativa y si el cambio es no negativo la heurística se detiene con una partición mínima local.

2.3.2 Criterio Max - Min

El mayor problema del algoritmo k-means es que es sensible a la inicialización y puede converger a un mínimo local del valor de la función objetivo si la partición inicial no es la adecuada. Para solucionar estos inconvenientes se inicializa los centroides del k-means por medio del algoritmo Max - Min [15], el cual busca entre el conjunto X, los M elementos más alejados con un criterio de distancia preestablecido, mejorando la cantidad de clusters necesarios para separar las clases y converger a un valor óptimo.

El algoritmo inicia escogiendo un punto arbitrario de X y el resto se escogen siguiendo una estrategia en que el elemento elegido en la i-ésima iteración es aquel cuyo elemento más cercano entre los i - 1 ya elegidos se encuentra más alejado [15]. Para esto se selecciona aleatoriamente el primer centroide \bar{x}_1 del conjunto X, y el segundo centroide \bar{x}_2 se obtiene como el elemento que presenta la máxima distancia entre \bar{x}_1 y $X - \bar{x}_1$. A partir de estos dos centroides se encuentran los centroides restantes aplicando el criterio Max - Min, así:

$$f(x_l) = \max_{x_l \in X - \bar{X}} \left\{ \min_{\substack{\bar{x}_i \in \bar{X} \\ 1 \leq i \leq M}} \left\| x_l - \bar{x}_i \right\|^2 \right\} \quad (11)$$

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La tabla 1 muestra el número de latidos tipo R, L y N de los registros de la base de datos del MIT empleados para este estudio.

Reg	N	R	L	Total
207	0	86	1457	1543
212	923	1825	0	2748
231	314	1253	0	1567

Tabla I. Número de latidos R, L y N de algunos registros.

Para evaluar los resultados del clustering se usaron las siguientes medidas (estas medidas no son utilizadas para la sintonización de parámetros de los algoritmos, sino para evaluar el sistema utilizando las etiquetas de la base de datos):

- *True positive (TP)*: Un latido normal es clasificado como normal.
- *True negative (TN)*: Un latido de BBB es clasificado como BBB.
- *False positive (FP)*: Un latido de BBB es clasificado como normal.
- *False negative (FN)*: Un latido normal es clasificado como de BBB.
- *Sensibilidad (SE)*: Proporción de latidos de BBB clasificados correctamente. $SE = \frac{TN}{TN + FP}$
- *Especificidad (SP)*: Proporción de latidos normales clasificados correctamente. $SP = \frac{TP}{TP + FN}$
- *Positive Predictive Accuracy (PPA)*: mide el radio de los positivos agrupados correctamente. $PPA = \frac{TP}{TP + FP}$
- *Clustering performance (CP)*: mide el radio de los latidos agrupados correctamente. $CP = \frac{TN + TP}{TN + TP + FP + FN}$
- *Tiempo (T)*: Tiempo de convergencia del algoritmo. T1: tiempo total de convergencia del algoritmo. T2: tiempo de convergencia del algoritmo sin considerar el tiempo invertido en la inicialización

Las tablas II y III muestran los resultados obtenidos con K-means (K) y K-means modificado (K+).

Reg	TP		TN		FP		FN		SE	
	K	K+	K	K+	K	K+	K	K+	K	K+
207*	1457	1457	86	86	0	0	0	0	1	1
212	915	915	1825	1825	0	0	8	8	1	1
231	314	314	1252	1253	1	0	0	0	0.99920	1
									0.9997	1

Tabla II. Resultados obtenidos (1).

Reg	SP		PPA		CP		Time (sec)	
	K	K+	K	K+	K+	K+	K	K+ T1 / T2
207*	1	1	1	1	1	1	0.0177	1.56 / 0.0065
212	0.9913	0.9913	1	1	0.997	0.997	0.0476	1.4 / 0.00977
231	1	1	0.9968	1	0.9994	1	0.0123	1.84 / 0.00763
	0.9997	0.9997	0.9989	1	0.9988	0.999		

Tabla III. Resultados obtenidos (2).

* Para el registro 207 las medidas representan: TP: clasificación de un latido L como L; TN: clasificación de un latido R como R; FP: clasificación de un latido R como L; FN: clasificación de un latido R como L.

Las características extraídas (energía y coeficientes de Hermite asociados al complejo QRS) de los latidos tipo R, L y N son fácilmente separables. Con los coeficientes de Hermite de orden impar se presentó una mejor separabilidad de las características debido a la similitud de los latidos R con las bases de Hermite de este orden. Se comprobó que entre mayor se tome el valor de n ($n \geq 3$), mayor es la distancia entre clases (ver figuras 4, 5 y 6). Para las pruebas realizadas en este trabajo se empleó $n = 5$.

Los algoritmos de clustering exhibieron buenos resultados: *FP* y *FN* bajos en comparación con el número de latidos de cada registro. El K-means modificado presentó mejores resultados (*CP*, *PPA* y *SE*) que el K-means en esta tarea de clasificación. En la tabla III se observa que T2 fue menor que el tiempo de convergencia del K - means en todos los casos. Lo anterior comprueba que el criterio Max - Min garantiza una mejor convergencia del algoritmo K -means.

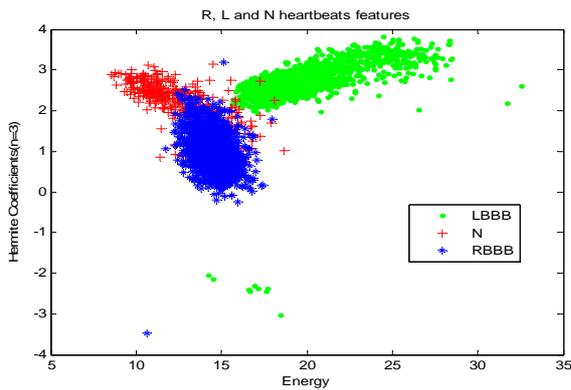


Figura 4. Características de latidos R(231), N(231) y L(207) ($n = 2$).

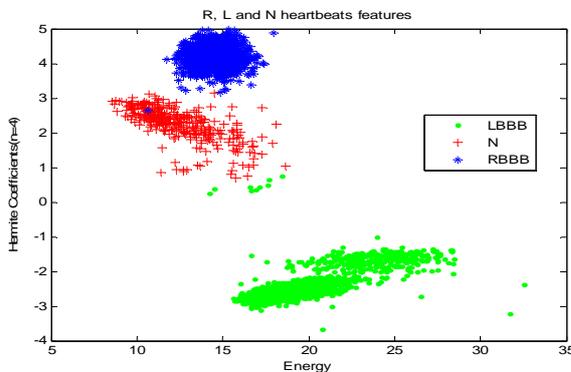


Figura 5. Características de latidos R(231), N(231) y L(207) ($n=3$).

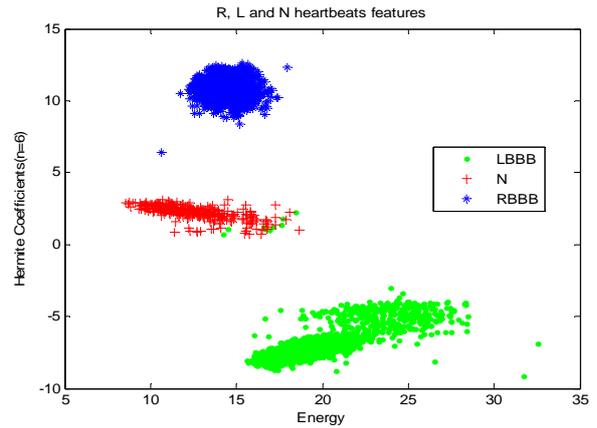


Figura 6. Características de latidos R(231), N(231) y L(207) ($n = 5$).

La morfología de BBB sugirió que para la detección de los latidos tipo R y L es necesario hacer una extracción de características del complejo QRS de cada latido. La energía y coeficientes de Hermite ($\sigma = 0.75$) asociados a la señal QRS fueron características adecuadas para esta tarea de clasificación debido a la prolongación y melladuras del QRS en este tipo de arritmias. Los coeficientes de Hermite obtenidos con n impar generaron mejores resultados en la separabilidad de los latidos tipo R debido a la similitud de las bases de orden par con la morfología de estos latidos. Además, entre mayor sea el valor de n que se considere, mejor es la distancia entre clases.

En la etapa de clasificación, las técnicas no supervisadas mediante el K-means y K-means modificado mostraron resultados satisfactorios. En general, los resultados de clasificación del K-means modificado fueron mejores que los del K-means. Esto se debe a que la inclusión del criterio Max - Min para obtener los centroides iniciales mejoró la convergencia del algoritmo.

4. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

La detección del BBB permite diagnosticar cardiopatías relacionados con traumas ventriculares y advertir, en algunos casos, enfermedades coronarias, infarto de miocardio, entre otras patologías cardíacas.

En este trabajo se propuso un método no supervisado para clasificar arritmias ventriculares de tipo L y R con respecto a latidos normales de la base de datos de arritmias de la MIT-BIH, debido a que la detección de estos latidos exige hacer un análisis detallado de cada latido teniendo en cuenta sus características morfológicas, la presencia de ruido, comportamiento dinámico y variabilidad en la morfología.

Para trabajos futuros se seguirá estudiando las características de los latidos R y L para extraer características que permitan separar RBBB y LBBB de otros tipos de arritmia como V, A, entre otros.

Este trabajo es otro aporte a la compleja tarea de la detección de arritmias. Se pretende continuar en esta tarea estudiando diferentes tipos de arritmia con el fin de desarrollar un sistema no supervisado que tenga en cuenta los principales tipos de arritmia.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] E. Braunwald, *Tratado de cardiología*, Mc. Graw Hill, Vol. 1, cuarta edición, Chp. 24., 1993
- [2] A. Guyton, J. E. Hall, *Tratado de fisiología médica*, Mc. Graw Hill Interamericana, décima edición, Page. 154, 2000.
- [3] J.M. Adriá Micó, P. Ibor Alós, *Medicina general*, ISSN 0214-8986, N°. 66, Page. 426, 2004.
- [4] Josep Brugada, Ramón Brugada, Pedro Brugada, “Síndrome del bloqueo de rama derecha, elevación del segmento ST de V1 a V3 y muerte súbita cardiaca”, ISSN: 1579-2242, 1998.
- [5] Guillermo Mora Pabón, “Indicación de estudio electrofisiológico en pacientes con bloqueo intraventricular crónico”, Primer consenso sobre recomendaciones de estudio electrofisiológico y ablación con energía de radiofrecuencia, RCC Vol. 9 Suplemento 1, October 2001.
- [6] Greg Ginsburg, MD, Neelakantan Sunder, MD, and Priscilla Grace Harrell, MD, “Acute Right Bundle Branch Block as a Presenting Sign of Acute Pulmonary Embolism”, *Anesth Analg* 2006, 103:789-791.
- [7] I. Balaguer Vintró, “Los estudios longitudinales en la prevención de las enfermedades cardiovasculares” *Revista Española de Salud Pública*. ISSN 1135-5727. Publica Vol.78 No.2 Madrid
- [8] Z. Li, R. B. Devereux, S. E. Kjeldsen, S. Julius, K. Wachtell, H. Ibsen, M. S Nieminen, S. Jern, P. M. Okin, B. Dahlof, “Association of left bundle branch block with cardiovascular morbidity and mortality in hypertensive patients with left ventricle hypertrophy: the life study”, *Posters: Clinical Trials AJH*—May 2004. Vol. 17, No. 5.
- [9] A. Alzate, E. Giraldo, “Clasificación de arritmias utilizando anfis, redes neuronales y agrupamiento substractivo”, *Scientia et Technica* Año XII, No 31, Agosto de 2006 UTP. ISSN 0122-1701.
- [10] Pablo Aguirre, Juan Cardelino, Nicolás Loeff, CARDIDENT: Sistema de detección, clasificación e identificación en línea de complejos QRS, April 2001 - May 2002. Instituto de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ingeniería, Universidad de la República, Montevideo, Uruguay.
- [11] L. Sörnmo; P. O. Börjesson; M. E. Nygård and O. Pahlm. *A method for evaluation of QRS shape features using a mathematical model for the ECG*. *IEEE Trans. On Biomed. Eng.*, BME-28:713–717, 1981.
- [12] R. Jané, S. Olmos, P. Laguna, and P. Caminal. “ECG data compression using an adaptive Hermite model”, *Proc. of the 2nd European Conf. on Eng. and Med., Stuttgart*, pages 362–363, 1993.
- [13] P. Laguna; R. Jané and P. Caminal. Adaptive estimation of QRS complex by the Hermite model for classification and ectopic beat detection. *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 34:58–68, 1996.
- [14] P. Hansen and N. Mladenovic, “J-means: a new local search heuristic for minimum sum of squares clustering”, *Pattern Recognition*, 34:405–413, 2001.
- [15] D. Cuesta, J. Pérez-Cortés, and G. Andreau-García. Clustering of ECG signals in computer-aided holter analysis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 72:179–196, 2003.