

Metodología para la reconstrucción y extracción de características del complejo QRS basada en el modelo paramétrico de Hermite

D. Peluffo, J. L. Rodríguez, C. G. Castellanos

Abstract—En este trabajo se desarrolla una metodología para la reconstrucción y caracterización de los complejos QRS empleando el modelo paramétrico de Hermite. Los complejos son extraídos de la base de datos MIT - BIH. La reconstrucción se realiza empleando el valor óptimo del parámetro de escala de las bases de Hermite obtenido mediante la minimización de la disimilitud de la señal original y la reconstruida. Se emplea DTW como medida de disimilitud. Adicionalmente, se presenta un método para obtener la cantidad mínima de bases que generan una reconstrucción con alta confiabilidad basado en la comparación de los espectros de frecuencia en el rango de 1 – 20 Hz. La evaluación de la caracterización se realiza mediante el algoritmo de clustering K-means Max-Min.

I. INTRODUCCIÓN

El electrocardiograma (ECG) es la prueba diagnóstica más importante y definitiva para el análisis del comportamiento eléctrico del corazón [1]. Además, es de uso muy frecuente por tratarse de una técnica no invasiva.

El test electrocardiográfico más común es el ECG de superficie de 12 derivaciones que se realiza por un breve periodo de tiempo. Sin embargo algunas patologías cardíacas transitorias y de alta variabilidad espontánea en el ritmo y frecuencia no pueden detectarse en este tipo de test. Por esta razón existe la electrocardiografía ambulatoria que se realiza para evaluar al paciente durante prolongados periodos de tiempo, sin alterar su actividad diaria, lo que permite el examen dinámico del ECG en su ambiente natural. Los registros obtenidos del test ambulatorio se les conoce como registros Holter (Holter, 1961).

Debido a la extensión de los registros Holter, la inspección visual resulta una tarea compleja para el especialista. Por esta razón se han desarrollado sistemas de detección automatizada, aunque aún existen problemas abiertos relacionados, principalmente, con la cantidad de latidos y costo computacional.

Algunas arritmias cardíacas, principalmente las de tipo ventricular, pueden detectarse analizando el ritmo,

frecuencia y contorno de los complejos QRS [1]. Esto ocurre porque el trazo del QRS se genera cuando el flujo de despolarización atraviesa los ventrículos. La taquicardia ventricular, el bloqueo de las ramas derecha (R) e izquierda (L) del haz de His, flúter ventricular y la contracciones ventriculares prematuras (V) son algunos ejemplos de arritmias ventriculares.

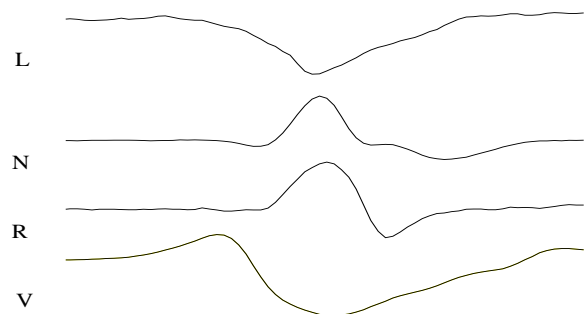


Fig. 1. Complejos de algunas arritmias ventriculares

En tareas de reconstrucción y caracterización del complejo QRS, las funciones ortogonales de Hermite constituyen una buena alternativa. En [8] se emplea el modelo de Hermite como representación paramétrica de los QRS, por su similitud con las bases de Karhunen - Løve (KL). Las bases de Hermite, al igual que las de KL, son ortonormales y por tanto cada coeficiente representa información independiente de las características de la señal, por lo que la misma puede representarse con pocos coeficientes [7]. A diferencia de las bases KL, las bases de Hermite no dependen de la estadística de la señal, sino que son constantes salvo por un parámetro de escala ajustable.

En este trabajo se propone una metodología para la reconstrucción y extracción de características del complejo QRS empleando el modelo paramétrico de Hermite. La reconstrucción de las señales se realiza obteniendo, con métodos iterativos, el valor óptimo del parámetro de escala y el menor número de bases

de Hermite que generan una reconstrucción con poca pérdida de información. Las señales empleadas en este estudio (latidos R, L, V y normales (N)) se extrajeron de la base de datos de arritmias del MIT (MIT - BIH) [5].

El valor óptimo del parámetro de escala se obtuvo a partir del menor grado de disimilitud entre la señal original y la reconstruida. El método de alineamiento temporal no lineal DTW (“*Dynamic Time Warping*”), fue escogido como medida de disimilitud porque en este proceso se ajusta sólo la longitud de aquellos tramos de las señales que resulte más conveniente desde el punto de vista de su comparación, es decir, que considera características morfológicas [2].

Para estimar la cantidad mínima de bases se analizan los espectros de frecuencia de las señales reconstruidas considerando que las variaciones más significativas del espectro de potencia del QRS se presentan en el rango de 1 – 20 Hz [7]. Además, estos componentes frecuenciales no se alteran por componentes de alta frecuencia (superior a los 20 Hz) como la interferencia de la línea de potencia (50 Hz / 60 Hz) y el ruido muscular, ni por componentes de muy baja frecuencia (≤ 1 Hz) [6].

La caracterización se evalúa empleando el algoritmo K-means Max-Min, implementado como se sugiere en [3]. Se prefieren los algoritmos de clasificación no supervisada porque la detección de arritmias exige un análisis detallado de cada latido, y un esquema supervisado necesitaría entrenamiento para cada paciente haciendo la tarea más compleja para el especialista [3].

El conjunto de características lo conforman la energía del QRS, la diferencia espectral y las características de Hermite.

II. MODELO PARAMÉTRICO DE HERMITE

El polinomio de Hermite H de orden n es una solución de la ecuación diferencial

$$\varphi''(z) - 2z\varphi'(z) + 2n\varphi(z) = 0$$

donde n es un entero no negativo. Con esto se puede definir los polinomios de Hermite como:

$$H_n(z) = (-1)^n e^{z^2} \frac{d^n}{dz^n} e^{-z^2} \quad (1)$$

Los polinomios de Hermite forman un conjunto ortonormal con respecto a la función peso e^{-z^2} , es decir que:

$$\frac{1}{\sqrt{2^n n! \sqrt{\pi}}} \langle e^{-z^2} H_n(z), H_m(z) \rangle = \delta_{m,n}$$

donde $\delta_{m,n}$ es el delta de Kronecker y $\langle \cdot, \cdot \rangle$ es el producto interno.

Haciendo $z = \frac{t}{\sigma}$ es posible construir bases de la forma:

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

donde σ es el parámetro de escala (ver Fig. 3).

A (2) se le conoce como modelo paramétrico de Hermite.

Los coeficientes de Hermite asociados a la señal $x(t)$ se obtienen con:

$$C_n^\sigma = \frac{1}{Fs} \int_{t=-\infty}^{\infty} x(t) \phi_n^\sigma(t) dt \quad (3)$$

Por último, la reconstrucción de la señal sería:

$$x(t) = \sum_{n=0}^{\infty} C_n^\sigma \phi_n^\sigma(t) \quad (4)$$

III. MATERIALES Y MÉTODOS

A. Extracción del complejo QRS

La extracción de los complejos QRS se realizó empleando las anotaciones de la base de datos del MIT que se encuentran sobre el pico R, así:

$$\mathbf{QRS}_i = y(p_i - \alpha Fs : p_i + \beta Fs) = \mathbf{x}_i \quad (5)$$

donde p_i es la ubicación del pico R del i -ésimo latido del registro y y Fs es la frecuencia de muestreo.

La extracción se hizo de manera que el ancho de la ventana fuese de 200 ms y el pico R estuviese centrado. Por tanto $\alpha = \beta = 0.1$ s. Adicionalmente se realizó una normalización de manera que:

$$x_n = \frac{x - \mu(x)}{\max|x|} \quad (6)$$

donde $\mu(\cdot)$ es la media.

B. Reconstrucción de la señal

En este trabajo se aplicó la ecuación recursiva de los polinomios de Hermite como sigue:

$$H_n(z) = 2zH_{n-1}(z) - 2(n-1)H_{n-2}(z) \quad (7)$$

con $H_0 = 1$ y $H_1 = 2z$.

Las bases son extendidas en el intervalo $(-t_0, t_0)$ con $t_0 = 100$ ms. Luego, para ajustar la longitud de la base a la de la señal se empleó el vector de tiempo

$$t = -t_0 : \frac{2t_0}{L_{QRS}-1} : t_0$$

donde L_{QRS} es la longitud de los complejos (200 ms).

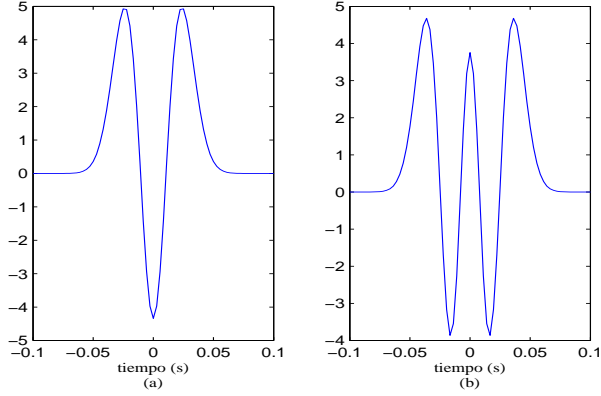


Fig. 2. Ejemplos de Bases de Hermite obtenidas con $\sigma = 15$ ms (a) $n = 2$ (b) $n = 4$

El parámetro de escala σ se agrega para que la ventana se ajuste al ancho del QRS.

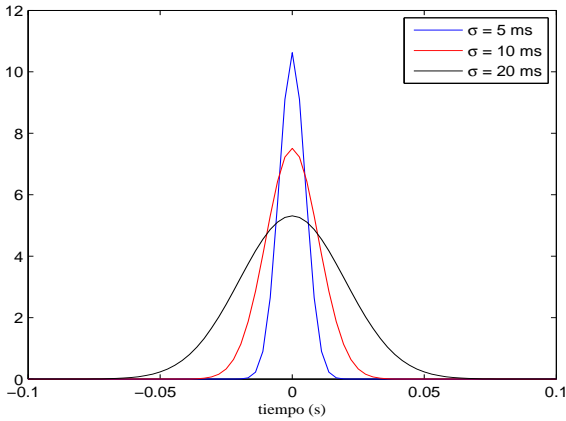


Fig. 3. Primera base de Hermite ($n = 0$) obtenida con diferentes valores de σ

Los coeficientes de Hermite se obtuvieron con la forma discreta de (3), asumiendo que los términos por fuera del intervalo $(-t_0, t_0)$ son cero:

$$C_n^\sigma = \frac{1}{F_s} \sum_{i=-t_0}^{t_0} x(i) \cdot \phi_n^\sigma(i) = \frac{1}{F_s} x \cdot \phi_n^\sigma \quad (8)$$

Con esto la reconstrucción sería:

$$x(t) = \sum_{n=0}^{N-1} C_n^\sigma \phi_n^\sigma(t) + \xi(t) = \hat{x}_N^\sigma(t) + \xi(t) \quad (9)$$

donde $\hat{x}_N^\sigma(t)$ es la señal reconstruida empleando las N primeras bases y $\xi(t)$ es el factor de truncamiento.

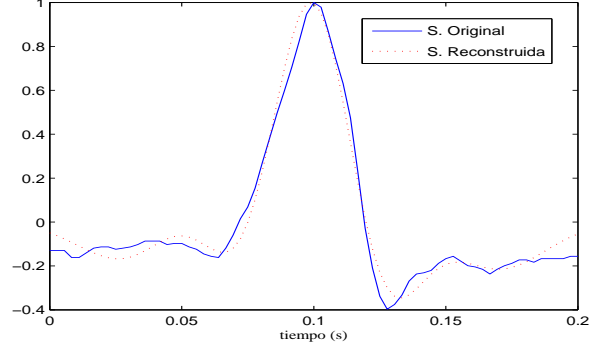


Fig. 4. Reconstrucción con las primeras 6 bases de Hermite con $\sigma = 25$ ms (Latido 20 del registro 200)

La señal $\hat{x}_N^\sigma(t)$ se normalizó aplicando (6).

C. Comparación de los espectros

En esta etapa se estudia el cambio del espectro de la señal reconstruida considerando diferentes valores de N ($N \in (3, 20)$).

Se comparó el espectro de frecuencia de la señal original con el espectro de la señal reconstruida (\hat{x}_N^σ) en el rango de 1 – 20 Hz para obtener el orden adecuado, es decir, la cantidad mínima de bases (N_{min}) que deben considerarse para que la pérdida de información sea despreciable en comparación con los resultados de la reconstrucción. Para esto se empleó un valor de σ fijo ($\sigma = 25$ ms).

La densidad espectral de potencia se estimó empleando periodograma [4]:

$$S(e^{j\omega}) = \frac{1}{n} \left| \sum_{l=1}^n x_l e^{j\omega l} \right|^2 \quad (10)$$

La diferencia de los espectros se realizó aplicando:

$$diff_N = \frac{1}{F} \sum_{f=2}^F |S_f(x) - S_f(\hat{x}_N^\sigma)| \quad (11)$$

donde $F = 20$ Hz y $N \in (3, 20)$.

D. Búsqueda de σ óptimo

El valor óptimo del parámetro de escala (σ_{opt}) se obtiene aplicando una medida de disimilitud entre la señal original y su reconstrucción. En este trabajo se empleó el método básico de alineamiento temporal no lineal DTW. El algoritmo DTW se empleó como se

sugiere en [2], sin aplicar restricciones globales.

Considerando que un valor de σ menor a 5 ms o mayor a 100 ms no es necesario para la reconstrucción de los complejos QRS, la obtención de σ_{opt} se puede plantear como el siguiente problema de optimización:

$$\begin{aligned} \min_{\sigma} DTW(x_i, \hat{x}_{N_{min}}^{\sigma}) \\ S.T. \quad \sigma \in (5, 100)ms \end{aligned} \quad (12)$$

IV. RESULTADOS

Para evaluar los resultados de la caracterización se aplicó como técnica de clustering el algoritmo K-means Max-Min [3] con el siguiente conjunto de características:

- Energía del QRS
La morfología de las arritmias ventriculares sugiere que la energía es una característica adecuada:
- $$E(x) = \sum_{i=1}^{L_{QRS}} x_i^2$$
- σ_{opt}
 - C_{σ}^n con $n = 6$.
 - Diferencia de x_i y un complejo plantilla x_{temp} aplicando (11), donde:

$$x_{temp} = \mu(\mathbf{x}_i)$$

En la tabla 1 se relaciona la cantidad y tipos de latido con los registros empleados en este trabajo.

Registro	Latidos			
	N	R	L	V
118	-	2164	-	16
124	-	1529	-	47
207	-	85	1457	105
214	-	-	200	256
215	3194	-	-	164
217	244	-	-	162
219	2080	-	-	64
221	2080	-	-	64
223	2027	-	-	473
228	1686	-	-	362
230	2253	-	-	1
233	2229	-	-	830
234	2698	-	-	3

TABLE I
REGISTROS EMPLEADOS

Para evaluar los resultados del clustering se usaron medidas de sensibilidad (Se), especificidad (Sp) y porcentaje de clasificación (CP):

TP : Verdaderos positivos. Un latido normal clasificado como normal. En caso de que no existan normales, se aplica como latidos V clasificados como V.

TN : Verdaderos negativos. Un latido patológico es clasificado como patológico. En caso de que no existan normales, se aplica como latidos diferentes de V (noV) clasificados como noV.

FP : Falsos positivos. Un latido patológico es clasificado como normal o un latido noV es clasificado como V.

FN : Falsos negativos. Un latido normal es clasificado como patológico o un latido V es clasificados como noV.

$$\begin{aligned} Se &= \frac{TN}{TN + FP} * 100 \\ Sp &= \frac{TP}{TP + FN} * 100 \\ CP &= \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP} \end{aligned}$$

La tabla 2 muestra los resultados del clustering.

Registros	Se(%)	Sp(%)	CP (%)
118	99.26	51.61	98.52
124	99.53	74.89	95.94
207	98.9	99	99.5
214	70.2	80.94	78.14
215	100	100	100
217	100	100	100
219	100	100	100
221	100	100	100
223	100	100	100
228	100	100	100
230	100	100	100
233	100	100	100
234	100	100	100

TABLE II
RESULTADOS DEL CLUSTERING

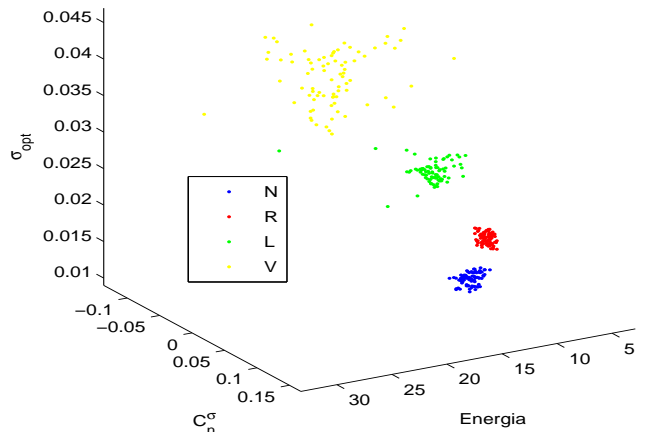


Fig. 5. Características de los registros 207(R, L, V) y 215 (N)

En todos los casos, se comprobó que, para $n \geq 6$ la diferencia del espectro de la señal original y el espectro de la señal reconstruida con $\sigma = 25$ ms es pequeña (ver Fig. 7), y la reconstrucción es muy aproximada (ver Fig. 4).

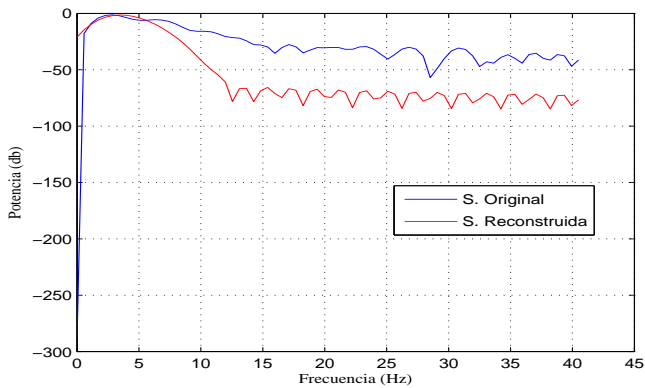


Fig. 6. Espectro de la reconstrucción empleando las 3 primeras bases (Latido 20 del registro 200)

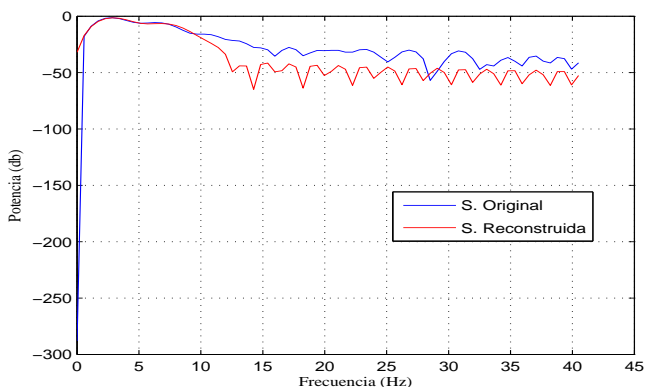


Fig. 7. Espectro de la reconstrucción empleando las 6 primeras bases (Latido 20 del registro 200)

El valor admisible para la diferencia de los espectros de la señal reconstruida y la original (11) se encuentra en el rango $\max |diff_n| \leq 5$.

V. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN

Con este trabajo se logró reducir el espacio de búsqueda del valor óptimo del parámetro de escala σ_{opt} del modelo paramétrico de Hermite a través de la minimización de la disimilitud de la señal reconstruida y la original, y a la vez, se redujo el costo computacional con el establecimiento de un valor N_{min} de reconstrucción que genera la menor pérdida de información espectral.

Emplear DTW como medida de disimilitud generó buenos resultados porque este método considera factores morfológicos.

En general, el clustering exhibió buenos resultados. En el caso de los registros 118, 124 y 214 se aprecia que S_p fue bajo. Esto ocurrió porque las características consideradas no generan, en todos los casos, buena separabilidad de los latidos V. En los registros 118 y 124 el valor de S_e es alto en contraste con el valor bajo de S_p , debido a que la cantidad de los latidos V de estos registros es mucho menor en comparación a la cantidad de los otros latidos (ver tabla 1).

VI. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En este trabajo se estudió las características del modelo paramétrico de Hermite con el objetivo de desarrollar una metodología para la reconstrucción y extracción de características del complejo QRS empleando un parámetro de escala óptimo y el menor número de bases que generan una buena aproximación morfológica sin que exista pérdida considerable de información espectral.

En trabajos futuros, se pretende continuar estudiando técnicas de caracterización y clasificación de señales ECG con el fin de desarrollar un sistema no supervisado de detección de arritmias que considere los principales tipos de arritmia (A, V, R, L y N) como lo sugiere la AHA (American Heart Association).

REFERENCES

- [1] E. Braunwald. *Tratado de Cardiología*. 1993.
- [2] D. Cuesta. *Estudio de métodos de para procesamiento y agrupación de señales electrocardiográficas*. 2001.
- [3] G. Castellanos D. Peluffo, J. L. Rodríguez. Detección de arritmias de tipo bloqueo de rama mediante análisis no supervisado y morfología del QRS. *Scientia et Technica*, 2008.
- [4] Pierre Dutilleul. Multi-frequential periodogram analysis and the detection of periodic components in time series. *Communications in statistics*, 2001.
- [5] R. G. Mark G. B. Moody. The mit-bih arrhythmia database on cd-rom and software for use with it. *Computers in Cardiology*, 1999.
- [6] Takesshi Toyoshima. Kei-ichiro Minami, Hiroshi Nakajima. Real-time discrimination of ventricular tachyarrhythmia with fourier transform neural network. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1999.
- [7] M. E. Nygård O. Pahlm L. Sörnmo, P. O. Börjesson. A method for evaluation of qrs shape features using a mathematical model for the ecg. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1981.
- [8] N. Loeff P. Aguirre, J. Cardelino. *CARDIDENT: Sistema de Detección, Clasificación e Identificación en línea de Complejos QRS*. PhD thesis, Universidad de la República, Montevideo, Uruguay, 2002.