

Modelado Gaussiano de Señales Electrocardiográficas Reales a Partir de la Segmentación de Formas de Onda Características

Victor Pereda C., Roberto L. Avitia, Enrique Reyes C, Nellyzeth Flores N., Miguel E. Bravo y Marco A. Reyna.

¹Cuerpo Académico de Bioingeniería y Salud Ambiental, Facultad de Ingeniería, Mexicali, Universidad Autónoma de Baja California.

Email: {vpereda, ravitia, enrique.reyes.cruz, nellyzeth.flores}@uabc.edu.mx

Resumen— El Electrocardiograma (ECG) convencional y el ECG de alta resolución representan unas de las técnicas de pre-diagnóstico no invasivo de mayor recurrencia en estudios de prevención de Infarto al Miocardio (IAM). La información obtenida en un ECG es posteriormente procesada y guardada ya sea en una base de datos o mostrada al especialista para su análisis. Una de las técnicas de análisis de ECG mediante métodos computacionales consiste en el modelado y la reconstrucción de las ondas características. El problema es que los modelos de ECG empleados en la actualidad son complejos y tienen un tiempo de procesamiento computacional muy alto, además de que la cantidad de espacio real de los archivos que se generan en la reconstrucción del mismo es grande. Tal es el caso de la transmisión de datos de ECG de manera inalámbrica, en la cual el modelo de reconstrucción de ECG pierde información relevante como la aparición de la onda Q. En el siguiente trabajo se presenta una evaluación del algoritmo de reconstrucción de ECGs utilizando Modelos-Gaussianos y una base de datos de ECG real del estado de Baja California (B.C.). Los resultados muestran que al utilizar modelos Gaussianos se puede obtener un Coeficiente de Determinación (R^2) de entre 0.70 y 0.90, lo cual muestra una aproximación inicial de los trazos ECG reales.

Palabras clave— Electrocardiografía, Detección del QRS, Segmentación, Modelo-Gaussiano, Coeficiente de determinación.

I. INTRODUCCIÓN

El ECG está compuesto de cinco formas de onda características denominadas onda P, complejo QRS y onda T. Cada una representa un evento de la función del corazón. La onda P describe la despolarización de las aurículas debido al nodo sinusal. Por otro lado el complejo QRS describe la despolarización de los músculos ventriculares y la onda T surge de la re- polarización de los ventrículos. La evaluación diagnóstica de los trazos ECG depende de la apreciación y experiencia de especialistas del área de cardiología, utilizando cambios en la duración y amplitud de las ondas características, lo cual ha permitido que se desarrollen algoritmos de detección automáticos de dichas formas [1].

Una forma de conocer los eventos que se presentan en una señal electrocardiográfica, es a través de aproximaciones matemáticas denominados modelos, que puedan describir el comportamiento normal o anormal del trazo ECG para todo tiempo y podamos conocer formas características de posibles anomalías de manera automática [2,3].

Tal es el caso del trabajo presentado por A. Awal *et al* donde mediante modelos Gaussianos hacen una reconstrucción de latidos considerados ideales a la que

denominaron técnica de mínimos cuadrados no lineales [4]. De esta manera tanto el proceso de reconstrucción de señales y su modelado implican un proceso para la evaluación de ondas características de ECG, ya que una forma de evaluar el modelo matemático propuesto es con el grado de reconstrucción de la señal, utilizando técnicas de medición de correlación.

En el presente trabajo hemos desarrollado una aproximación en la reconstrucción de señales ECG mediante modelos gaussianos, utilizando como base la dispersión, la media y la amplitud de una base de datos de ECG. Esta base de datos fue obtenida en la región de Baja California y aprobadas por el Comité de Ética en Investigación del Hospital General de Mexicali. Para el proceso de detección de las ondas características utilizamos una modificación del clásico algoritmo de Pan-Tompkins [6]. A fin de evaluar la reconstrucción de latidos cardiacos utilizamos el Coeficiente de Determinación (R^2) entre el modelo de aproximación gaussiano empleado y las señales ECG reales. Los resultados muestran un rango de R^2 entre 0.70 como mínimo y 0.9 como máximo.

II. METODOLOGÍA

Las señales utilizadas en este artículo se obtuvieron de una base local de Baja California validadas por el Comité de Ética en investigación del Hospital General de Mexicali, en la toma de registros electrocardiográficos. Estas señales fueron analizadas por medio de un algoritmo de segmentación el cual parte de una modificación del algoritmo de Pan-Tompkins, el cual brinda un filtrado de la señal que permite obtener los puntos característicos de las ondas. Una vez obtenidos los puntos característicos de las ondas, estos se guardan en dos matrices, una con la información en X (tiempo) y otro en con la información en Y (amplitud). Posteriormente se utilizan estos datos para reconstruir la señal original utilizando un sistema de ecuaciones descrito en la sección Modelado de ECG. Finalmente se evalúa el grado de semejanza en la reconstrucción de señal original con la señal creada por medio un coeficiente de determinación (R^2).

A. Segmentación de ECG

La segmentación busca obtener los puntos que definen la señal en su posición respecto al tiempo y amplitud. La segmentación de la señal de electrocardiografía se basa en la detección de complejos QRS utilizando una variación del algoritmo Pan-Tompkins desarrollada en este trabajo.

B. Modificación del algoritmo Pan-Tompkins.

La Figura 1 muestra de manera general el proceso de filtrado por el cual debe pasar la señal de electrocardiografía para obtener la ubicación del complejo QRS. Para obtener la propuesta del algoritmo Pan-Tompkins [6], se necesita filtrar la señal con un filtro pasa-banda que enaltece las frecuencias pertenecientes al complejo QRS y atenúa otras señales que interfieren con la correcta detección. Este se compone de un filtro pasa-bajos el cual atenúa el ruido de altas frecuencias y un filtro pasa-altos que corrige el desplazamiento de la línea basal y atenúa las ondas P y T, esto debido a que las ondas P y T son señales de baja frecuencia. Posteriormente utilizamos un filtro derivador que acentúa las pendientes pronunciadas correspondientes del complejo QRS. Una vez derivada la señal se mide la energía, la cual se obtiene elevando toda la señal al cuadrado y promediando mediante una integral móvil. Las ventajas de la obtención de la energía son que todas las muestras sean positivas y que se acentúe la diferencia entre las distintas pendientes obtenidas en la etapa de diferenciación.

C. Filtrado y acondicionamiento de la señal.

La función principal de los filtros utilizados, es reducir el ruido y la interferencia de cualquier otra señal fuera de la banda de interés. Para nuestro caso, este ancho de banda está definido entre 5 Hz y 15 Hz.

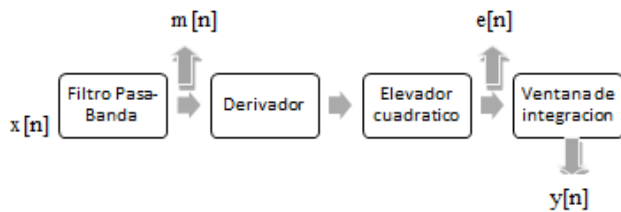


Fig. 1. Diagrama general de la etapa de filtrado

La aplicación del filtro Pasa-banda consiste en colocar un filtro Pasa-bajas y un Pasa-altos en cascada y de manera recursiva.

Filtro Pasa-bajas

Su ecuación de diferencia es:

$$m[n] = 2y[n - 1] - y[n - 2] + x[n] - 2x[n - 6] + x[n - 12] \quad (1)$$

Este filtro presenta un retraso de 5 muestras (o 10 ms con una frecuencia de muestreo de 500 Hz)

Filtro Pasa-altos

Su ecuación de diferencia es:

$$p[n] = x[n - 16] - \frac{1}{32}(y[n - 1] + x[n] - x[n - 32]) \quad (2)$$

Este filtro introduce un retraso de 16 muestras (o 32ms con una frecuencia de muestreo de 500 Hz).

Filtro Derivador

Su ecuación de diferencia es:

$$z[n] = \frac{2x[n] + x[n - 1] - x[n - 3] - 2[n - 4]}{8} \quad (3)$$

Este filtro presenta un retraso de 2 muestras (o 4ms con una frecuencia de muestreo de 500 Hz).

Elevador cuadrático

$$e[n] = [x(n)]^2 \quad (4)$$

Ventana móvil de integración.

Con la ventana móvil se obtiene información sobre las características de la onda R y el complejo QRS.

$$y[n] = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x(n - i) \quad (5)$$

D. Algoritmo de detección.

Una señal de electrocardiografía, puede modelarse gracias a puntos determinantes de la onda, estos pueden definirse como el inicio, punto máximo y su final, para facilitar la identificación definimos estos tres puntos utilizando cada una de las ondas y picos junto a la característica a describir. Esto se puede apreciar en la Figura 2.

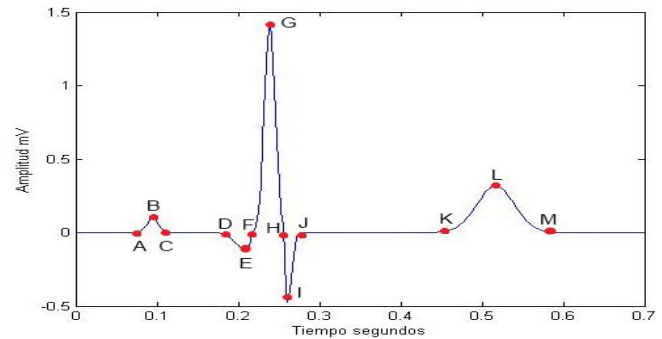


Fig. 2. Segmentación en 13 puntos de una señal de ECG. El punto A = Pon, B=Pmax, C=Poff, D=Qon, E=Qmax, F=Ron, G=Rmax, H=Son, I=Smax, J=Soft, K=Ton, L=Tmax. M=Toff

El algoritmo que diseñamos logra segmentar la señal de ECG utilizando como base la detección del complejo QRS.

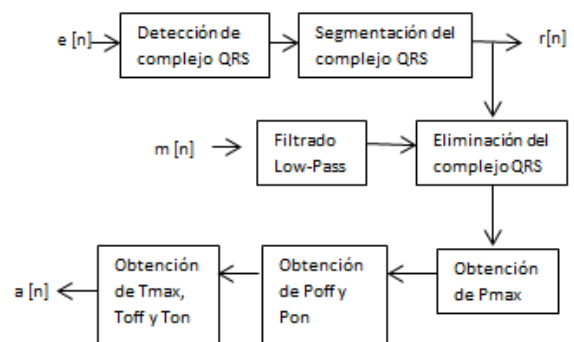


Fig. 3. Diagrama de bloques general del funcionamiento del algoritmo.

Según se indica en la Figura (3), podemos apreciar que la salida $r[n]$ es un vector que indica las posiciones del complejo QRS y la salida $a[n]$ almacena las posiciones en X de la onda P y T. La entrada $e[n]$ es la salida del elevador cuadrático, descrito en Ec. (4) y la entrada $m[n]$ es la salida del filtro pasa-bajas descrito por Ec. (1).

También podemos ver que la entrada que se utilizó para la segmentación del complejo QRS es $e[n]$, debido a que esta salida es la recomendada en la secuencia de pasos que se presenta la literatura [5], y que la onda P y T desaparecen en gran medida. Otro factor, es que no existen valores negativos gracias a la elevación cuadrática, se elimina cualquier desplazamiento en la línea basal y se amplifican las señales donde se encuentra el complejo QRS, lo que facilita su identificación. Esta señal conserva las características del complejo QRS, solo que se encuentran retrasadas a causa del filtrado.

E. Segmentación del complejo QRS

La segmentación de toda la señal inicia con la identificación de los puntos de inicio y final del complejo QRS, para esto se determina un valor como máximo de ruido, la evaluación del valor máximo de ruido es determinado al inicio del programa, utilizando el valor Q_{max} como referencia de la amplitud mínima de la señal, este se utiliza también como umbral para detección del complejo QRS. Posteriormente se recurre a una serie de comparaciones la cual se describen en (8), donde básicamente se compara la muestra actual con la anterior.

$$e[n] < e[n - 1] \text{ o } e[n] > e[n - 1] \quad (6)$$

Con esto podemos detectar cambios en la pendiente y que así el algoritmo de detección pueda determinar cuáles son los puntos donde existen cambios en la elevación. Esto permite identificar todo el complejo QRS en 7 diferentes puntos.

F. Segmentación de la onda P y T.

Como se puede observar en la Figura 3, existen dos entradas. Utilizamos la salida $m[n]$ de la etapa de filtrado, la que se puede ver ilustrado en la figura (1), como entrada para la detección de la onda P, solo que esta es procesada nuevamente por un filtro Pasa-bajas, el mismo descrito por la Ec.(1), este atenúa el ruido de altas frecuencias y amplifica las ondas P y T. Una vez filtrada la señal, utilizando $r[n]$ identificamos las posiciones en X del complejo QRS, posteriormente se sustituyen todos los puntos que representan el complejo QRS por ceros, lo que permite que el algoritmo tenga una referencia dentro de la señal. Una vez sustituido el complejo QRS se crea una ventana que va desde el final del complejo hasta el inicio del siguiente, en esta ventana se encuentran las ondas P y T. Dentro de esta ventana también se busca el valor máximo y dependiendo de la posición de ese valor en X (tiempo) el

algoritmo determinará si es la onda P o la onda T. Ya que se detecte el valor máximo de la onda P o T, el algoritmo utiliza una lógica similar a la descrita en (6) para la detección del inicio y final de la onda P y T.

G. Modelado del ECG

Un latido de ECG se conforma de las ondas P, Q, R, S y T, las cuales pueden ser representadas por medio de Modelos Gaussianos. En nuestro caso, nosotros utilizamos el propuesto en las ecuaciones de Abdul Awal [5], con una modificación en su onda Q y un método diferente de integración de las ondas. Los puntos obtenidos de la segmentación de la señal de ECG fueron utilizados para determinar la amplitud de la onda, el tiempo del centro de la onda y el ancho de la misma, los cuales se representan en la Ec. (7) como a , μ y σ , respectivamente. La variable x representa el cambio en el tiempo y por último Y corresponde al valor de la función gaussiana en determinado tiempo x .

$$Y = a * e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2*\sigma^2}} \quad (7)$$

Por último se concatenaron las ondas producidas para que formaran la señal final de un latido, se decidió concatenar debido a que la sumatoria directa de las mismas hace que las señales se encimen y no es lo que se busca. También se pueden utilizar métodos de desplazamiento o aplicación de ceros para evitar eso, el inconveniente es que si se desplazan las ondas o aplican ceros, existe la posibilidad de modificar las características importantes de las ondas, como lo es el centro o punto máximo de la onda, por lo que se debe tener en consideración si se utilizan algunos de estos métodos.

H. Datos utilizados

En la Tabla I se muestra como se utilizaron los resultados de la segmentación.

TABLA I
Utilización de los puntos en el algoritmo de remodelado Gaussiano

Función Gaussiana	Onda P	Onda Q	Onda R	Onda S	Onda T
μ o T_i	B(t)	E(t)	G(t)	I(t)	L(t)
σ o W_i	$\frac{C(t) - A(t)}{6}$	$\frac{F(t) - D(t)}{6}$	$\frac{H(t) - F(t)}{6}$	$\frac{J(t) - H(t)}{6}$	$\frac{M(t) - K(t)}{6}$
a o M_i	B(a)	E(a)	G(a)	I(a)	L(a)
x	$\frac{C(t)}{-A(t)}$	$\frac{F(t)}{-C(t)}$	$\frac{H(t)}{-F(t)}$	$\frac{J(t) - H(t)}{-F(t)}$	$\frac{M(t)}{-K(t)}$

Donde (t) representa el tiempo en segundos y (a) la amplitud en mV.

I. Cálculo de Coeficiente de Determinación

Se utilizó el coeficiente de determinación como método de evaluación debido a que nos permite determinar la calidad del modelo para replicar la señal original de manera cuantificable, dando un porcentaje.

Lo siguiente es la ecuación utilizada en MATLAB para su obtención, donde R es la señal real y M es la señal reconstruida:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{R} - \bar{M})^2}{\sum_{i=1}^n (R - \bar{M})^2} \quad (8)$$

III. RESULTADOS

A. Segmentación

TABLA II

Relación de puntos característicos del segundo latido por trazo de ECG

Registros	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
P1(t)	536	550	591	607	616	620	632	641	645	659	678	757	807
P1(a)	397	422	444	460	464	467	483	492	494	498	543	617	662
P2(t)	382	389	427	445	449	453	462	471	478	491	510	579	618
P2(a)	397	422	444	460	464	467	483	492	494	498	543	617	662
P3(t)	581	608	638	654	660	662	670	684	687	694	713	790	836
P3(a)	-10	19	-37	-46	-71	-29	342	-16	-37	-16	-17	63	-26
P4(t)	703	741	770	786	793	796	806	813	818	832	851	923	966
P4(a)	-27	5	-37	-31	-62	-11	616	34	-128	-22	-17	120	-11
P5(t)	630	643	679	695	699	702	712	719	723	738	757	824	867
P5(a)	-10	6	-42	-42	-76	-32	591	5	-141	-25	-25	100	-21
P6(t)	587	608	634	650	658	661	671	677	684	698	717	794	841
P6(a)	-28	17	-41	-40	-56	-37	304	30	-235	-25	-11	167	-10
P7(t)	533	562	602	618	619	623	634	642	645	651	707	764	802
P7(a)	-10	40	-41	-45	-47	-37	239	5	-17	6	-15	64	-14
P8(t)	456	476	497	513	520	524	535	557	558	565	624	667	708
P8(a)	0	64	-21	-26	-106	-16	491	-20	-29	-31	1	87	-22
P9(t)	461	481	529	545	546	549	557	572	573	579	643	677	718
P9(a)	-20	20	-26	-57	-62	-19	364	-21	-40	-22	-23	42	20
P10(t)	397	422	444	460	464	467	483	492	494	498	543	617	662
P10(a)	-15	28	-22	-24	-30	-26	192	5	-26	15	-9	92	-10

En la Tabla II se presentan los parámetros encontrados de acuerdo al registros de cada paciente. También se muestra el índice por paciente de las dos variables, tiempo (t) y amplitud (a). De la columna “A” a la “M” se presentan los valores de estas variables t y a de cada segmento, como se describió anteriormente en la Figura 2.

B. Gráfica de comparación de señales

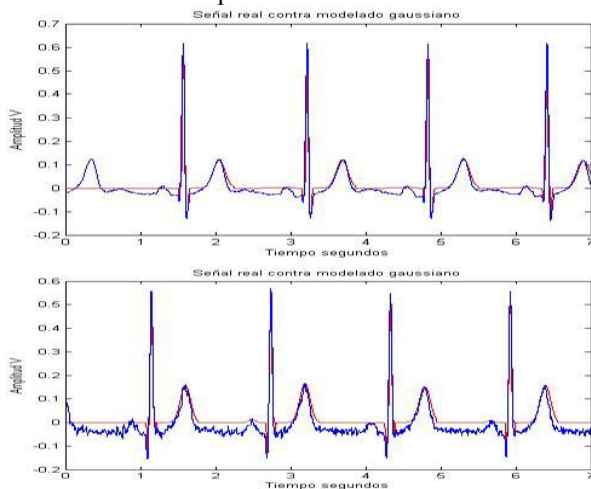


Fig. 4. Comparación de señales reconstruidas (rojo) con señales reales (azul). La de arriba es de la derivación II y la de abajo de la derivación I.

En la Figura 4, se observa la comparación de las señales reconstruidas con las señales reales de 2 derivaciones

diferentes. Las señales reales fueron muestreadas con una frecuencia de 500 Hz.

C. Coeficiente de Determinación

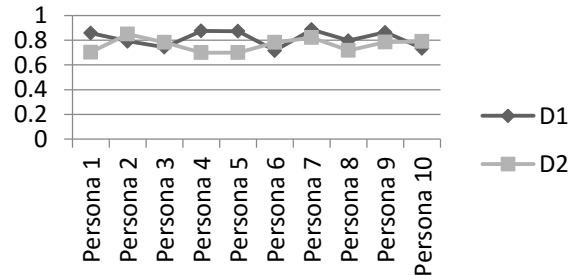


Fig. 5. Coeficientes de determinación de base de datos local, de derivación I y II.

En la Figura 5, se observa de manera gráfica el coeficiente de determinación obtenido de la comparación de la señal real contra la señal reconstruida de ambas derivaciones en los 10 registros obtenidos.

IV. DISCUSIÓN

Uno de los factores que afectan en gran medida la segmentación de cualquier señal es la presencia de ruido, especialmente en la detección de puntos muy específicos, esto debido a que el ruido dificulta la toma de decisiones del algoritmo, lo que obliga utilizar un filtrado específico y ampliamente utilizado en la literatura, como el propuesto por Pan-Tompkins [6].

Se utilizaron las derivaciones bipolares I y II debido a que el desplazamiento en la línea basal se ve menos afectado, al igual esta presenta las ondas P y T de fácil detección y el complejo QRS con amplitudes que facilitan su análisis y segmentación. Se utilizó el segundo latido, ya que el modelo de segmentación propuesto en este artículo no toma en consideración aquellos datos que se encuentran detrás del primer complejo QRS, por lo general es la primera onda T, esto se puede observar en la Figura 4. El modelado presentó complicaciones debido a que las señales analizadas presentan offset negativo, y al momento de compararse con la señal modelada estuvo presente una disminución en el coeficiente de determinación. Esto podría solucionarse utilizando funciones de Matlab o algoritmos de seguimiento de tendencia.

V. CONCLUSIÓN

En este trabajo, se presenta una reconstrucción de trazos de ECG reales, a partir de dos tipos de derivaciones de una base de datos de ECG propia y preliminar del estado de Baja California. Utilizando el algoritmo de segmentación presentado en este artículo, se crea una tabla de promedios con los datos más importantes de cada onda característica (P, QRS y T), y utilizando modelos gaussianos se reconstruyó la señales reales de ECG. Al evaluar el coeficiente de determinación de entre 0.7 a 0.9 dependiendo de la calidad de la señal real, podemos concluir que este mismo algoritmo puede aplicarse en la reconstrucción de

bases de datos de ECG de larga duración, y de los cuales tendríamos que realizar una evaluación más exhaustiva, ya que una variación del 0.7 al 0.9 en el coeficiente de determinación nos obliga a utilizar señales menos ruidosas.

RECONOCIMIENTOS

Nuestro Reconocimiento a la 17va. Convocatoria Interna de Proyectos de Investigación de la Universidad Autónoma de Baja California con número 105/6/66/17 y al Comité de Ética en Investigación del Hospital General de Mexicali de ISESALUD del Estado de Baja California, sin la cual no hubiese sido posible este proyecto.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] F. G. Yanowitz, "Introduction to ECG Interpretation V8.0", Manual Electrónico IHC ECG Services, LDS Hospital & Intermountain Medical Center, pp. 1-83, July 2012.
- [2] M. Martínez-Casas, R. L. Avitia, A. Gómez-Caraveo, M. Reyna y J. Cardenas-Haro. "A Complete Study of Variability in Time and Amplitude of a Standard ECG Database", International Journal of Computer Theory and Engineering, vol. 7, no. 5, pp. 366-373, 2015.
- [3] Quintero Salazar, Edwin Andrés y Valencia Parra, Juan David (2012), "Simulación del algoritmo Pan-Tompkins para la detección de intervalos qrs en tiempo real", en Revista Memorias, vol. 10, núm. 18, pp. 73-81
- [4] Tamás Szél, MD, PhD*; Charles Antzelevitch, PhD, "Abnormal repolarization as the basis for late potentials and fractionated electrograms recorded from epicardium in experimental models of Brugada syndrome", Journal of the American College of Cardiology, Pre-Clinical Research, Vol.63, issue 19, May 2014
- [5] A. Awal, S.S. Mostafa y M. Ahmad, "Simplified Mathematical Model for Generating ECG Signal and Fitting the Model Using Nonlinear Least Square Technique", International Conference on Mechanical Engineering 2011, Dhaka, Bangladesh, pp. 1-6, 2011.
- [6] J.Pan and W.J Tompkins "A real time QRS detection algorithm" *IEEE Trans Biomed Eng.*, vol.32, issue 3, pp.230-236, 1985.