



Computación y Sistemas

ISSN: 1405-5546

computacion-y-sistemas@cic.ipn.mx

Instituto Politécnico Nacional

México

Gutiérrez, Alfonso; Lara, Mauricio; Hernández, Pablo R.
Evaluación de un Detector de Complejo QRS Basado en la Wavelet de Haar, Usando las Bases de
Datos MIT-BIH de Arritmias y Europea del Segmento ST y de la Onda T
Computación y Sistemas, vol. 8, núm. 4, abril-junio, 2005, pp. 293-302
Instituto Politécnico Nacional
Distrito Federal, México

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=61580404>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica
Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

**Evaluación de un Detector de Complejo QRS Basado en la Wavelet de Haar,
Usando las Bases de Datos MIT-BIH de Arritmias
y Europea del Segmento ST y de la Onda T**
*A QRS Detector Based on Haar Wavelet,
Evaluation with MIT-BIH Arrhythmia and European ST-T Databases*

Alfonso Gutiérrez¹, Mauricio Lara² y Pablo R. Hernández²

¹Centro de Investigación en Computación - IPN, Departamento de Electrónica.
Av. Juan de Dios Bátiz s/n, México DF, 07738, México.
Tel. (52) (55) 5729 6000 Ext. 56616
e-mail: agutierr@cic.ipn.mx

²CINVESTAV del IPN, Departamento de Ingeniería Eléctrica.
Av. IPN 2508, México DF, 07300, México.

Artículo recibido en agosto 16, 2002, aceptado en marzo 09, 2005

Resumen

Se desarrolló e implementó como filtro digital recursivo para ser usado en un monitor electrocardiográfico de isquemia cardiaca, un detector en línea de complejos QRS basado en la *wavelet* de Haar. Se determinó el desempeño del detector usando los archivos disponibles en PhysioNet de las bases de datos MIT-BIH de arritmias y Europea del segmento ST y de la onda T. El detector resultante es rápido en la ejecución, fácil de implementar, no acumula error y presentó tasas de error del 1.19% y 0.19% al ser evaluado con las bases mencionadas.

Mediante el coeficiente de correlación y la diferencia máxima en amplitud, se estimó la distorsión causada por los errores de detección en la morfología de latidos promedio. Así, se concluyó que el detector propuesto es apropiado para ser usado en un sistema de monitoreo de isquemia cardiaca y, en general, en cualquier sistema basado en latidos promedio.

Palabras Clave: QRS, *Wavelet*, Haar, ECG, Isquemia, Monitor.

Abstract

In order to be used in a myocardial ischemia monitoring system, an on line QRS complex detector based on Haar wavelet was developed and implemented as a recursive digital filter. The detector performance was determined using the available PhysioNet records of the MIT-BIH arrhythmia and European ST-T databases. The resultant detector is fast in execution, easy to implement, and it does not lead to accumulative error, producing 1.19% and 0.19% error rates with MIT-BIH and European ST-T databases respectively.

The morphological distortion caused in averaged beats by the detection errors was estimated using the correlation coefficient and the maximal amplitude difference. Thus, it was concluded that the proposed detector is proper to be used by an ischemia monitoring system and, in general, by any system based on averaged beats.

Keywords: QRS, Wavelet, Haar, ECG, Ischemia, Monitor.

1 Introducción

Una baja en la variabilidad de la frecuencia cardiaca se asocia con un incremento en la mortalidad después de un infarto agudo del miocardio (Kleiger et al., 1987). Por otro lado, las gráficas de la tendencia del segmento ST (Krucoff et al., 1986) y de la diferencia del vector QRS (Dellborg et al., 1991) se consideran como indicadores de reperfusión coronaria. Además de poder ser usados en un monitor electrocardiográfico de isquemia cardiaca, estos parámetros tienen en común la necesidad de localizar el complejo QRS para usarlo como punto de referencia al efectuar otras mediciones.

Dada la importancia de localizar este componente del electrocardiograma, diversas técnicas se han empleado en el diseño de detectores. El algoritmo diseñado por Pan y Tompkins (1985) y mejorado por Hamilton (1986), usa procedimientos lineales y no-lineales para aumentar la relación señal a ruido y entonces aplicar una regla de decisión para localizar el QRS. Xue et al. (1992) emplearon redes neuronales artificiales. A partir de la primera derivada de una función suavizante, la transformada *wavelet* también ha sido empleada (Li et al. 1995; Kadambe et al. 1999). Sin embargo, no se ha alcanzado un desempeño totalmente satisfactorio.

Ya que la *wavelet* de Haar es apropiada para detectar puntos de inflexión y discontinuidades en las señales (Misiti et al., 1996), y además presenta una morfología muy simple, se usó para diseñar un detector de complejo QRS. Un diseño preliminar del detector y su evaluación correspondiente usando señales sintéticas ya ha sido reportado (Gutiérrez et al., 1998).

En el presente trabajo, se hace una descripción de una versión mejorada del algoritmo y se reportan los resultados al evaluarlo con las bases MIT-BIH de arritmias y Europea del segmento ST y de la onda T. Además, por medio del coeficiente de correlación y de la diferencia máxima entre latidos promedio, se determinó que el detector propuesto es apropiado para ser usado en monitores de isquemia cardiaca basados en latidos promedio.

Ya que para implementar el algoritmo diseñado no se requiere comprender la transformada *wavelet*, no se hará una explicación de dicha transformación. Sólo se mencionará que la escala es a la transformada *wavelet* como la frecuencia es al espectrograma y que escalas altas corresponden a frecuencias bajas. Para conocer de la evolución de la transformada de Fourier al espectrograma y posteriormente a la transformada wavelet, se recomienda el artículo de Rioul y Vetterli (1991).

2 El Detector

El detector propuesto consta de un procesador basado en la *wavelet* de Haar, cuyo propósito es mejorar la relación señal a ruido, y de una regla de decisión que declara la existencia de un complejo cuando se rebasan un umbral en amplitud y otro en tiempo.

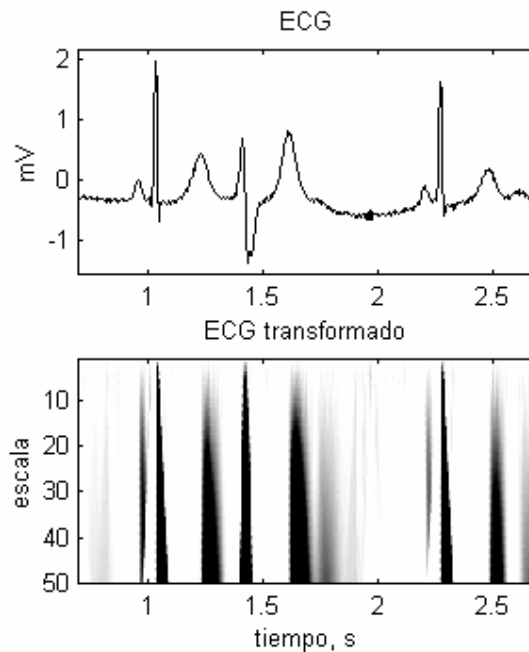


Fig. 1. Segmento de ECG y su transformada de Haar. En la escala de grises, el negro indica un máximo mientras que el blanco corresponde a un mínimo. Se observa que en prácticamente todas las escalas ocurre un máximo que corresponde a un QRS. También se observan máximos relacionados con las ondas T, pero éstos sólo aparecen en las escalas mayores

Procesador Basado en la *Wavelet* de Haar

Con el fin de determinar alguna característica en el dominio tiempo – escala que corresponda exclusivamente a la presencia de un complejo QRS, se aplicó la transformada wavelet continua. Se observó un máximo local en la mayoría de las escalas de descomposición cuando ocurría un complejo QRS. También se observaron máximos locales cuando ocurrían ondas T, pero sólo en las escalas mayores (figura 1).

De acuerdo con estas características, se analizaron detalladamente las señales transformadas en las escalas 6 a 16. Con este fin se obtuvieron los filtros equivalentes de respuesta finita e infinita descritos por las ecuaciones 1 y 2, y se evaluó el desempeño del detector obteniendo el porcentaje de error según la ecuación 3. Para señales muestreadas a 360 Hz, como es el caso de la base MIT-BIH, la escala 12 de descomposición mostró el mejor desempeño. Para señales muestreadas a 250 Hz, caso de la base Europea ST-T, el mejor desempeño se obtuvo al emplear en el procesador la escala 10.

$$y(n) = \sum_{k=e/2}^{e-1} x(n-k) - \sum_{k=0}^{(e/2)-1} x(n-k) \quad (1)$$

$$y(n) = y(n-1) - x(n-e) + 2x(n-e/2) - x(n) \quad (2)$$

Donde: x es el electrocardiograma
y es la señal procesada
n indica el número de muestra
e es la escala de la wavelet

$$error = \frac{pf + nf}{nc} \times 100 \quad (3)$$

Donde: pf es el número de positivos falsos
nf es el número de negativos falsos
nc es el total de complejos QRS
y el error se expresa como porcentaje

Cabe aclarar que para obtener coeficientes enteros en los filtros equivalentes, se ignoró el factor de amplitud relacionado con la escala de descomposición.

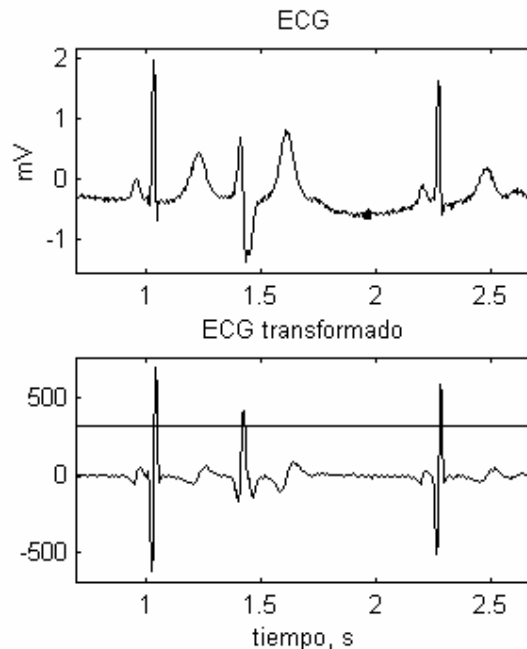


Fig. 2. Segmento de ECG y su transformada de Haar a la escala 12. En la parte inferior se muestra, como una línea horizontal, el umbral en amplitud que la señal procesada debe rebasar para considerar la existencia de un complejo QRS

Regla de Decisión

Para indicar que un complejo QRS ha ocurrido, se verifica que la señal procesada rebase un umbral en amplitud (figura 2). Una vez declarada la ocurrencia de un complejo, se cancela la verificación del umbral en amplitud por 200 ms (umbral en tiempo). Este umbral en tiempo considera el periodo refractario de las células cardíacas y evita detecciones múltiples (Hamilton et al., 1986).

El umbral en amplitud es proporcional a la magnitud de la señal procesada y se actualiza cada 2000 muestras. Para determinar el factor de proporcionalidad, se efectuó un proceso de entonación, es decir, se varió la constante de proporcionalidad desde 0.3 hasta 0.7 en incrementos de 0.05 y se evaluó el desempeño del algoritmo.

Aplicación del Algoritmo

- Para asignar el valor inicial al umbral en amplitud se usaron sólo 2000 muestras del máximo permitido de 5 minutos como periodo de aprendizaje (Moody).
- Para este número de muestras se procesó la señal y se buscaron los valores máximos al rededor (± 0.22 s) de cada complejo indicado en el archivo de anotaciones. Se obtuvo el promedio de los máximos encontrados (PM) y se estableció el umbral en amplitud para el siguiente segmento a analizar como una fracción de PM.
- En segmentos de 2000 muestras, se aplicaron el procesador y la regla de decisión para localizar los QRS. A partir de los complejos localizados se determinaron los valores del PM y del umbral en amplitud para las épocas siguientes.
- El punto anterior se repitió hasta analizar el registro completo.

3 Evaluación del Detector

El detector fue entonado y evaluado usando los registros de la base MIT-BIH disponibles en PhysioNet (Goldberger et al., 2000). Ya que se diseñó el detector para usarse en un monitor de isquemia, también se probó su desempeño con la base Europea ST-T (registros obtenidos de PhysioNet).

Antes de aplicar el detector:

- Se obtuvo un archivo binario conteniendo sólo una derivación electrocardiográfica. En el caso de la base MIT-BIH se utilizó el canal 0. Para la base Europea se seleccionó el canal que presentó, en las primeras 2000 muestras, una derivación con complejos QRS predominantemente positivos y de gran tamaño (V5 en la mayoría de los casos).
- Se reestructuraron los archivos de anotaciones para contener sólo información relativa a los complejos QRS, es decir, se eliminaron códigos como los correspondientes a onda P bloqueada o artefacto similar a complejo. La localización de los latidos se anotó a partir del origen del registro.

Al aplicar el detector, se generaron archivos con las posiciones de los complejos detectados. Después se compararon las anotaciones obtenidas por el detector con las proporcionadas en las bases de datos y, cuantificaron los positivos y negativos falsos para determinar un porcentaje de error (ecuación 3). Se permitió un margen de error de ± 150 ms (Moody).

Se usó la base Europea ST-T para determinar si el detector propuesto es una herramienta apropiada para ser usada en un monitor de isquemia basado en latidos promedio, por ejemplo, en uno que mida la tendencia del segmento ST. Con este fin:

- Empleando los archivos de anotaciones, se obtuvieron latidos promedio de referencia (LPR) cada 30 s.
- Mediante las detecciones del algoritmo, se obtuvieron latidos promedio (LP) a intervalos semejantes.
- Se determinó si la diferencia máxima entre la parte final (desde 80 hasta 220 ms después de la marca de QRS) de los LPR y los LP superaba $100 \mu\text{V}$. Si esta diferencia ocurre durante el segmento ST, se interpretaría como signo de isquemia.
- Como una medida de la similitud entre los LPR y los LP, se calculó el coeficiente de correlación y se registraron sus valores mínimo y promedio por cada ECG.

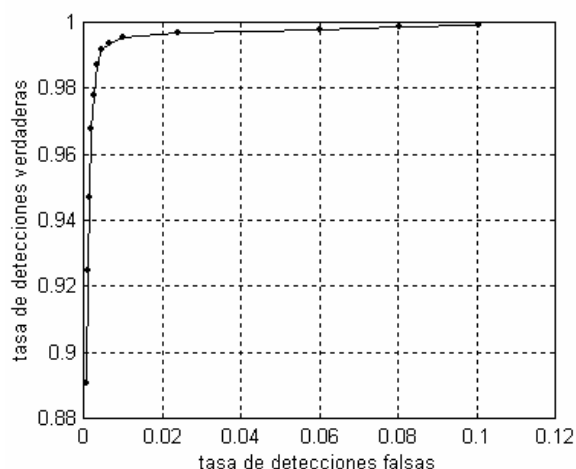


Fig. 3. Proporción entre detecciones falsas y verdaderas al variar el umbral de detección. De forma ideal, se obtendrían sólo detecciones verdaderas (coordenadas 0,1). Así, la condición más cercana al caso ideal se obtiene con un umbral de 0.45 veces el máximo encontrado en la señal procesada

Tabla 1. Resultados de aplicar el detector a la base MIT-BIH. Los positivos falsos (PF) representan detecciones de complejos donde no ocurren realmente, los negativos falsos (NF) son latidos que no fueron detectados

Registro	Complejos	PF	NF	% Error
100	2273	0	0	0.00
101	1865	3	1	0.21
102	2187	1	0	0.04
103	2084	0	4	0.19
104	2229	75	24	4.44
105	2572	95	5	3.88
106	2027	1	29	1.48
107	2137	31	3	1.59
118	2278	1	0	0.04
119	1987	1	0	0.05
200	2601	12	3	0.57
201	1963	0	67	3.41
202	2136	0	10	0.46
203	2980	91	48	4.66
205	2656	0	4	0.15
207	2332	28	60	3.77
208	2955	4	27	1.04
209	3004	4	0	0.13
210	2650	13	33	1.73
212	2748	0	2	0.07
213	3251	1	5	0.18
214	2261	3	6	0.39
215	3363	3	2	0.14
217	2208	6	15	0.95
217	2154	0	2	0.09
TOTAL	60901	373	350	1.19
Media		14.92	14.00	1.19
Desviación estándar		28.52	19.58	1.55
Mínimo		0	0	0
Máximo		95	37	4.66

Tabla 2. Resultados de aplicar el detector a la base Europea ST-T. En promedio, por registro se obtuvieron 3.6 ± 5.46 positivos falsos, con una ocurrencia máxima de 26 y una mínima de 0 y 13.19 ± 30.69 negativos falsos, con una ocurrencia máxima de 179 y mínima de 0. Finalmente, el error promedio fue de 0.19 ± 0.38 con un error máximo de 2.42 y un mínimo de 0.0

Registro	Canal	Complejos	PF	NF	% Error
e0103	0	7296	0	16	0.22
e0105	1	6629	15	5	0.30
e0107	1	7029	7	6	0.18
e0111	1	7535	2	4	0.08
e0113	1	8946	0	10	0.11
e0115	0	11313	1	0	0.01
e0119	0	7718	20	15	0.45
e0121	0	10629	2	14	0.15
e0123	0	9175	1	2	0.03
e0125	0	9066	0	0	0.00
e0127	0	9391	1	0	0.01
e0129	1	5568	1	0	0.02
e0133	1	6570	3	26	0.44
e0139	1	10631	3	12	0.14
e0147	1	6374	1	4	0.08
e0151	0	7546	0	2	0.03
e0155	1	8125	11	0	0.14
e0159	1	9196	14	1	0.16
e0161	0	8858	0	0	0.00
e0163	1	7616	2	0	0.03
e0203	0	10165	0	2	0.02
e0205	1	11807	3	108	0.94
e0207	1	7197	3	17	0.28
e0211	0	14970	1	3	0.03
e0213	0	11070	1	17	0.16
e0303	1	8874	10	8	0.20
e0305	1	9417	26	3	0.31
e0403	0	9297	1	10	0.12
e0405	0	11091	2	1	0.03
e0409	0	12885	1	7	0.06
e0411	0	9934	6	71	0.78
e0413	1	8149	2	4	0.07
e0415	1	11407	1	2	0.03
e0417	0	9253	0	0	0.00
e0501	1	7758	1	3	0.05
e0509	1	8091	9	9	0.22
e0515	1	10694	3	24	0.25
e0601	0	8769	1	3	0.05
e0603	1	7930	6	0	0.08
e0605	0	11386	0	15	0.13
e0607	0	10266	1	0	0.01
e0609	0	9321	1	1	0.02
e0611	0	5812	3	1	0.07
e0613	0	7726	1	0	0.01
e0615	0	7193	1	4	0.07
e0801	0	9388	0	4	0.04
e0817	1	7554	4	179	2.42
e1301	1	8740	1	20	0.24
TOTAL		431355	173	633	0.19

Tabla 3. Parámetros para estimar la distorsión que causarían los errores de detección. C es el coeficiente de correlación, D es la diferencia entre latidos promedio. La diferencia máxima, presentó un valor promedio de 27.21 μV , con una desviación estándar de 30.27, valor máximo de 144 μV y mínimo de 0 μV

Registro	C mínimo	C medio	D máxima (μV)	D media (μV)
e0103	1.00	>0.99	1	0.004
e0105	0.99	>0.99	35	0.642
e0107	0.99	>0.99	31	0.488
e0111	0.99	>0.99	44	0.475
e0113	1.00	>0.99	12	0.133
e0115	1.00	>0.99	1	0.004
e0119	0.97	>0.99	61	1.758
e0121	1.00	>0.99	15	0.196
e0123	0.99	>0.99	7	0.042
e0125	1.00	>0.99	8	0.033
e0127	1.00	>0.99	2	0.008
e0129	0.99	>0.99	17	0.071
e0133	0.99	>0.99	124	2.258
e0139	0.99	>0.99	23	0.367
e0147	1.00	>0.99	43	0.396
e0151	1.00	>0.99	8	0.058
e0155	0.99	>0.99	55	0.758
e0159	0.99	>0.99	49	0.567
e0161	1.00	>0.99	3	0.012
e0163	1.00	>0.99	18	0.092
e0203	1.00	>0.99	1	0.004
e0205	1.00	>0.99	144	4.658
e0207	0.99	>0.99	53	0.442
e0211	1.00	>0.99	8	0.062
e0213	0.99	>0.99	37	0.667
e0303	0.99	>0.99	51	0.804
e0305	0.99	>0.99	14	0.662
e0403	1.00	>0.99	12	0.229
e0405	1.00	>0.99	8	0.054
e0409	1.00	>0.99	18	0.179
e0411	0.99	>0.99	32	0.425
e0413	0.99	>0.99	60	0.617
e0415	1.00	>0.99	11	0.046
e0417	1.00	>0.99	0	0.000
e0501	1.00	>0.99	35	0.242
e0509	0.99	>0.99	66	1.042
e0515	0.99	>0.99	24	0.729
e0601	1.00	>0.99	11	0.079
e0603	0.97	>0.99	37	0.154
e0605	1.00	>0.99	15	0.138
e0607	1.00	>0.99	1	0.004
e0609	1.00	>0.99	1	0.004
e0611	1.00	>0.99	22	0.258
e0613	1.00	>0.99	0	0.000
e0615	1.00	>0.99	4	0.017
e0801	1.00	>0.99	6	0.058
e0817	0.99	>0.99	70	6.042
e1301	1.00	>0.99	8	0.312

4 Resultados

La figura 3 se obtuvo durante el proceso de entonación, en ella se observa cómo varía la proporción entre detecciones verdaderas y falsas al variar el umbral de detección. Así, para minimizar el error del detector y lograr un compromiso entre el número de positivos y negativos falsos, se determinó que el umbral en amplitud óptimo es de 0.45 veces el valor máximo de la señal procesada. Este umbral produce errores de 1.19% para la base MIT-BIH (Tabla 1) y 0.19% para la base Europea ST-T (Tabla 2).

En la tabla 3 se muestran los parámetros usados para estimar el efecto que los errores de detección provocarían en un monitor de isquemia cardiaca basado en latidos promedio. Se observa que sólo dos registros (e0133 y e0205) muestran una diferencia mayor a 100 μ V entre la referencia y los latidos promedio, sin embargo, estos valores se presentan en segmentos del registro que están anotados como ilegibles (ejemplo en la figura 4). En lo relativo al coeficiente de correlación, nunca presentó valores menores a 0.97 y mantuvo un valor medio por registro mayor a 0.99.

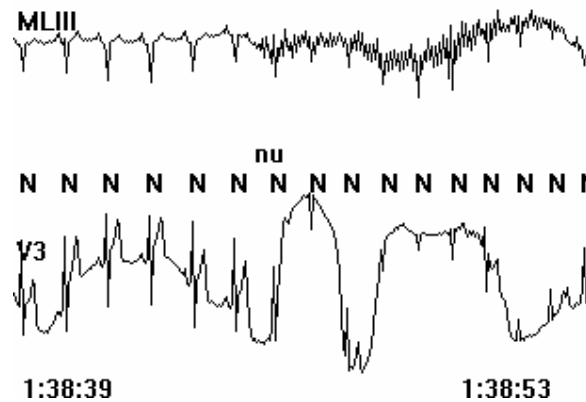


Fig. 4. Segmento del registro e0133 en el que el canal 0 tiene una anotación de ruido (n) y el canal 1 de ilegible (u). Esta situación produce la diferencia mayor a 100 μ V entre los latidos promedio y también es la causa de la mayoría de los errores de detección en el registro e0817

5 Discusión

Los autores consideran importante resaltar los siguientes puntos:

- Cuando el detector se implementa como un filtro de respuesta infinita y usando aritmética de enteros con un número de bits suficientemente grande para evitar sobreflujo (en este caso 16 bits), éste puede trabajar por largo tiempo sin acumular error.
- Los archivos de anotaciones fueron usados durante el periodo de aprendizaje para calcular el umbral inicial. Durante el uso clínico, los primeros complejos QRS podrían ser indicados por el médico o incluso, debido a la baja tasa de error, detectados automáticamente empleando un umbral relativamente alto.
- En aplicaciones que obtienen latidos promedio para efectuar mediciones, los complejos anormales (contracciones ventriculares prematuras, complejos ruidosos o causados por marcapaso, etc.) son excluidos. Considerando esto, un umbral en amplitud mayor reduciría la tasa de positivos falsos y se podría aceptar el incremento correspondiente en los negativos falsos, ya que los complejos ignorados, diferentes de algún modo, serían excluidos en la determinación del promedio.
- Ya que en la mayoría de las escalas de descomposición se presentaron máximos locales asociados a los QRS, resultaría interesante efectuar un análisis combinado de escalas para mejorar el desempeño del detector.
- Como una referencia para estimar el desempeño del detector, se puede considerar que el mejor algoritmo desarrollado a partir de técnicas básicas (Hamilton y Tompkins, 1986), al ser evaluado con la base MIT-BIH e ignorando los episodios del registro 207 en los que se presenta flutter ventricular, obtiene una tasa de error del 0.54%.

- El detector desarrollado es más simple que cualquier otro que se base en la transformada *wavelet*, porque usa la *wavelet* de morfología más simple. Esto nos hace suponer que también sería el más rápido.

6 Conclusión

Se obtuvo un detector muy simple y rápido, capaz de trabajar en presencia de ruido y arritmias según los resultados al emplear la base MIT-BIH.

En latidos promedio obtenidos de la base Europea ST-T, la distorsión causada por los errores de detección no es significativa para la determinación del desnivel del segmento ST. Así, el detector propuesto puede emplearse en un monitor de isquemia, ahorrando tiempo y recursos de cómputo en la detección del complejo QRS.

Referencias

1. **Dellborg M., M. Riha and K. Swedberg for the TEAHAT Study Group**, "Dynamic QRS-Complex and ST-Segment Monitoring in Acute Myocardial Infarction During Recombinant Tissue-Type Plasminogen Activator Therapy", *Am. J. Cardiol.*, Vol. 67, No. 5, 1991, pp. 343-349.
2. **Goldberger A. L., L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C. K. Peng, H. E. Stanley**, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals", *Circulation*, Vol. 101, No. 23, 2000, pp. e215-e220.
3. **Gutiérrez A, P. R. Hernández, M. Lara and S. J. Pérez**, "A QRS Detection Algorithm Based on Haar Wavelet", *Computers in Cardiology* 25, 1998, pp. 353-356.
4. **Hamilton P. S. and W. J. Tompkins**, "Quantitative Investigation on QRS Detection Rules Using the MIT/BIH Arrhythmia Database", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 33, No. 12, 1986, pp. 1157-1165.
5. **Kadambe S., R. Murray and G. F. Boudreaux-Bartels**, "Wavelet Transform-Based QRS Complex Detector", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 46, No. 7, 1999, pp. 838-848.
6. **Kleiger R. E., J. P. Miller, J. T. Bigger, A. J. Moss and the Multicenter Post-Infarction Research Group**, "Decreased Heart Rate Variability and Its Association with Increased Mortality After Acute Myocardial Infarction", *Am. J. Cardiol.*, Vol. 59, No. 4, 1987, pp. 256-262.
7. **Krucoff M. W., C. E. Green, L. F. Satler, F. C. Miller, R. S. Pallas, K. M. Kent, A. A. Del Negro, D. L. Pearle, R. D. Fletcher and C. E. Rackley**, "Noninvasive Detection of Coronary Artery Patency Using Continuous ST-Segment Monitoring", *Am. J. Cardiol.*, Vol. 57, No. 11, 1986, pp. 916-922.
8. **Li C., C. Zheng and C. Tai**, "Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 42, No. 1, 1995, pp. 21-28.
9. **Misiti M., Y. Misiti, G. Oppenheim and J. M. Poggi**, *Wavelet Toolbox for use with Matlab*, The Math Works Inc., 1996.
10. **Moody G. B.**, Evaluating ECG Analyzers, Harvard-MIT Division of Health Sciences and Technology, Cambridge, MA, USA. <http://ecg.mit.edu/dbag/eval.htm>
11. **Pan J. and W. J. Tompkins**, "A Real-Time QRS Detection Algorithm", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 32, No. 3, 1985, pp. 230-236.
12. **Rioul O. and M. Vetterli**, "Wavelets and Signal Processing", *IEEE SP Magazine*, Vol. 8, No. 5, 1991, pp. 14-38.
13. **Xue Q., Y. H. Hu and W. J. Tompkins**, "Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 39, No. 4, 1992, pp. 317-329.

Alfonso Gutiérrez, Mauricio Lara y Pablo R. Hernández



Alfonso Gutiérrez Aldana. Es Ingeniero en Comunicaciones y Electrónica egresado de la ESIME-IPN. Obtuvo los grados de Maestro y Doctor en Ciencias en el CINVESTAV-IPN en 1994 y 2000 respectivamente. Actualmente es Profesor Titular del Centro de Investigación en Computación del IPN y realiza investigación aplicada en electrónica y computación para el área biológica.



Mauricio Lara Barrón. Obtuvo los grados de Ingeniero Mecánico Electricista de la Universidad Nacional Autónoma de México (1986), Maestro en Ciencias en Ingeniería Eléctrica del Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN (1986) y Doctor en Filosofía de la Universidad de Leeds en el Reino Unido (1990). Ha trabajado como investigador en la Universidad de Leeds de julio de 1990 a junio de 1993 y como Investigador en el Centro de Investigación y de Estudios Avanzados de julio de 1993 hasta la fecha. De enero a septiembre de 2001 realizó una estancia de investigación en el Politécnico de Turín en Italia. Es miembro del Sistema Nacional de Investigadores. Sus áreas de interés son recepción múltiple de paquetes en redes ad-hoc, detección multiusuario en sistemas CDMA, igualación y estimación ciega y semiciega de canal, codificación digital de la voz, y codificación conjunta de fuente y canal.



Pablo Rogelio Hernández Rodríguez. Recibió del Instituto Politécnico Nacional el título de Ingeniero en Electrónica en 1978. El CINVESTAV del IPN le otorgó el grado de Doctor en Ciencias en 1995. Actualmente es Investigador Titular del CINVESTAV Ciudad de México y trabaja en el desarrollo de sensores químicos e instrumentación para mediciones electroquímicas.