

FUSIÓN DE DATOS PARA DETECTAR COMPLEJOS QRS EN REGISTROS ELECTROCARDIOGRÁFICOS MULTICANAL

Carlos Alberto Ledezma¹, Miguel Altuve²

¹ Grupo de Bioingeniería y Biofísica Aplicada, Universidad Simón Bolívar, Caracas, Venezuela

²Facultad de Ingeniería Electrónica, Universidad Pontificia Bolivariana, Bucaramanga, Colombia

e-mail: caledezma@gmail.com

RESUMEN

Las complicaciones cardíacas son, hoy en día, una de las principales causas de muerte en el mundo desarrollado. El diagnóstico de dichas patologías suele hacerse a través del análisis de la señal electrocardiográfica. Para evaluar la condición cardíaca de un paciente es de vital importancia una detección precisa de cada latido cardíaco. En las últimas décadas se han concebido muchos detectores de complejos QRS, pero muy pocos han utilizado la redundancia existente en adquisiciones de ECG multicanal para aumentar el desempeño de la detección. En este trabajo se propone un esquema de detección de complejos QRS basado en la combinación de detecciones realizadas en varios canales de ECG adquiridos simultáneamente. La metodología propuesta fue validada en dos bases de datos de ECG anotadas, ampliamente utilizadas para la evaluación de detectores de QRS. Los resultados muestran que la detección mejora cuando se utiliza la combinación de las detecciones de varios canales.

Palabras Clave: Fusión de Datos, Detección de Complejos QRS, Electrocardiograma, Procesamiento Digital de Señales.

INTRODUCCIÓN

El diagnóstico de las enfermedades cardíacas, primera causa de muerte en el mundo, inicia generalmente con el análisis de la señal electrocardiográfica (ECG). En este sentido, los monitores comerciales disponibles actualmente en los centros de salud emplean rutinas automáticas de procesamiento digital de señales para detectar los complejos QRS (onda de mayor energía del ECG) y obtener así la frecuencia cardíaca instantánea. Una vez detectado el complejo QRS se pueden detectar las otras ondas que componen el ECG (P y T) y realizar igualmente un análisis automático no solo de la duración de los intervalos y segmentos que componen el ECG sino de la morfología de las diferentes ondas. Es así que, para obtener un diagnóstico acertado de la condición cardíaca del individuo, es necesario un detector de complejos QRS preciso y confiable.

Los primeros intentos exitosos de detección de complejos QRS se basaron en filtros y decisión por umbrales [1, 2, 3]. En estos algoritmos se intentaba eliminar todo el ruido posible y resaltar las características del complejo QRS (a través de filtros) para luego realizar la detección (a través de umbrales fijos o adaptativos) logrando altos valores de desempeño pero mostrando debilidades en retardo de detección o incapacidad de trabajar en tiempo real. Otro enfoque exitoso en esta área fue el uso de ondículas [4] para realizar la detección de los complejos QRS, la delineación completa del ECG y el análisis de la morfología de las ondas P y T. Otros métodos existentes en la literatura se basan en técnicas matemáticas más avan-

zadas, pero su complejidad los hace poco interesantes para aplicaciones en tiempo real.

Se puede observar que, a pesar de los exitosos resultados obtenidos, la detección de los complejos QRS sigue siendo un tema de interés. Varias investigaciones recientes se han centrado en el desarrollo nuevos métodos para la detección de complejos QRS. En particular, se han desarrollado técnicas que utilizan múltiples canales del ECG [5, 6] y combinan distintos algoritmos [7], que han logrado altos valores de sensibilidad y valor predictivo positivo pero descuidando la posibilidad de implementación en tiempo real o el uso de más de dos derivaciones para obtener resultados satisfactorios.

El objetivo de este trabajo es aprovechar al máximo la posibilidad de adquirir múltiples canales para diseñar un detector robusto de complejos QRS. Para alcanzar esto se propone el uso de técnicas de fusión de datos; utilizando múltiples canales de un mismo registro de ECG se espera mejorar el desempeño del detector reduciendo falsos positivos y falsos negativos al mínimo posible. Cuatro técnicas distintas de fusión de datos fueron aplicadas en este trabajo. El enfoque de detección propuesto fue probado en bases de datos estándar con el fin de evaluar el desempeño de detección de cada técnica.

El resto del trabajo está organizado de la siguiente manera. En la siguiente sección se describen el detector de complejos QRS empleado, la técnica de fusión de datos propuesta para realizar la detección multicanal de complejos QRS y los indicadores utilizados para cuantificar el desempeño del detector propuesto. Luego, se presentan y analizan los resultados de

detección obtenidos en dos bases de datos de registros ECG. En la última sección se exponen las conclusiones del trabajo de investigación y los trabajos futuros a ser llevados a cabo.

METODOLOGÍA

Detección de complejos QRS

Para realizar la detección de complejos QRS es interesante un detector que sea de fácil implementación y que tenga la capacidad de trabajar en tiempo real. Los detectores más sencillos propuestos hasta ahora son aquellos basados en filtros. Estos fueron diseñados cuando el costo de cómputo era una preocupación importante, por lo que sus implementaciones son sencillas y efectivas. Dado que el objetivo de este trabajo es basarse en la redundancia de datos (observados en diferentes sensores simultáneamente) para mejorar la detección de complejos QRS, algunas modificaciones fueron hechas al detector original para simplificar su implementación. El algoritmo de detección se explica a continuación.

El detector de complejos QRS implementado está basado en el trabajo propuesto por Pan y Tompkins [3]. Este algoritmo se basa en el análisis de pendiente, amplitud y análisis de ancho de picos para detectar los complejos QRS. En primer lugar, la señal ECG es filtrada pasabanda para eliminar la deriva de la línea de base y los ruidos de alta frecuencia, seguidamente se deriva la señal obtenida, utilizando un filtro de 5 puntos, para obtener información de la pendiente, y finalmente se utiliza una función cuadrática para realizar una amplificación no lineal y una integración, en una ventana de 150 ms, para obtener más información sobre la pendiente.

La principal diferencia con el método original es el umbral utilizado para la detección final de los complejos QRS. El umbral utilizado es igual a la mitad del máximo local de la señal resultante, este máximo se actualiza constantemente. Si no hay detección durante 1 s el umbral se reduce a la mitad y la detección continúa. El detector tiene una ventana ciega de 250 ms después de cada detección; como se explica en el artículo de Pan y Tompkins, dos complejos QRS no pueden ocurrir en una ventana menor a 200 ms, por lo que una ventana ligeramente más grande ayuda a ignorar las ondas T sobredimensionadas y los picos de ruido.

Fusión de datos

El esquema utilizado para mejorar el desempeño de la técnica de detección presentada anteriormente se muestra en la figura 1. En éste, el bloque “Detector” realiza una detección simultánea sobre las M derivaciones disponibles, utilizando el algoritmo explicado en la sección anterior, y combina las decisiones del algoritmo sobre los distintos canales, utilizando técnicas de fusión de datos, para producir una decisión final.



Figura 1. Esquema de detección multi-canal

La fusión de datos se realiza a través del siguiente algoritmo:

1. El detector de complejos QRS analiza simultáneamente los M canales disponibles;
2. Si hay una detección en un canal m , se abre una ventana w_D ;
3. Durante esta ventana se analizan los otros $M-1$ canales, en busca de detecciones, y se aplica la regla de fusión, decidiendo si hay o no detección en función de cuántos canales hayan mostrado detecciones.;
4. Si la regla de fusión señala que hubo detección, se abre una “ventana ciega” durante la cual se ignoran otras detecciones, si la fusión establece que no hubo detección se cierra w_D ;
5. Se espera a que un canal m señale detección y se repite el algoritmo.

La ventana ciega utilizada es de 250 ms. Como se mencionó antes, esta ventana es utilizada para evitar picos de ruido y ondas T sobredimensionadas [3]. Por otro lado, se escogió una ventana de detección $w_D = 100$ ms, debido a que el tiempo promedio de duración de un complejo QRS está entre 60 y 100 ms, lo que asegura que las detecciones que se toman en cuenta se encuentran en el margen de tiempo en el que ocurre un complejo QRS.

Cuatro reglas distintas de fusión fueron utilizadas:

1. OR: señala detección si cualquier canal señala detección.
2. AND: señala detección si todos los canales señalan detección.
3. Votación: señala detección si más de la mitad de los canales señalan detección.
4. Óptima: señala detección a través de una votación con pesos siguiendo las reglas explicadas por Chair y Varshney [8].

La técnica de fusión óptima está regida por la ecuación 1, en donde u representa el resultado de la fusión, u_i representa el resultado de la detección en un canal en particular, a_0 es un coeficiente definido por la ecuación 2 y a_i son coeficientes dados por la ecuación 3. En las ecuaciones 2 y 3, P_0 es la probabilidad de que la señal de interés (el complejo QRS) esté ausente, P_1 es la probabilidad de que esté presente, P_M es la probabilidad de detección fallida y P_F es la probabilidad de falsa alarma.

$$u = \begin{cases} \text{deteccion}, & a_0 + \sum_{i=1}^n a_i u_i > 0 \\ \text{noDeteccion}, & \text{otro caso} \end{cases} \quad (1)$$

$$a_0 = \log \frac{P_1}{P_0} \quad (2)$$

$$a_i = \begin{cases} \log \frac{1-P_{M_i}}{P_{F_i}}, & u_i = 1 \text{ (deteccion)} \\ \log \frac{1-P_{F_i}}{P_{M_i}}, & u_i = -1 \text{ (no deteccion)} \end{cases} \quad (3)$$

El coeficiente a_0 depende de la señal que se quiere detectar, no del detector, y es común a todas las señales de la base de datos, es decir, se mantiene constante aunque se estén analizando distintas derivaciones. Por otro lado, los coeficientes a_i son los pesos que el algoritmo le otorga a cada canal; este coeficiente es distinto cuando en el canal se reporta detección o no detección y representa la confianza con la que el algoritmo detecta los complejos QRS, o dice que están ausentes, en cada canal. Este algoritmo requiere una fase de entrenamiento que permita determinar los coeficientes y probabilidades necesarios para aplicar dicha técnica.

Los coeficientes a_i se determinaron aplicando el detector a cada canal y midiendo la probabilidad de falsa alarma y de latido no detectado en cada uno. Estos coeficientes deben ser determinados en una fase de entrenamiento previa a la implementación del detector y seguidamente ser ingresados al algoritmo si se desea un funcionamiento en tiempo real.

Para determinar el coeficiente a_0 se calculó la probabilidad de ocurrencia de complejos QRS (P_1) como el número de muestras en la base de datos correspondiente a dichos complejos dividido por el número total de muestras de la base de datos; esta probabilidad es complementaria a la probabilidad de ausencia del evento ($P_1 = 1 - P_0$), utilizando estos dos valores se halló a_0 .

Evaluación de desempeño

Para la evaluación del detector se utilizaron dos bases de datos. La primera, *MIT-BIH Arrhythmia Database* [9] (MIT-BIH), consta de 48 registros ECG de 2 canales, 30 min de duración y frecuencia de muestreo de 360 Hz. La segunda, *St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database* [10] (St. Petersburg), consta de 75 registros ECG de 12 derivaciones, 30 min de duración y frecuencia de muestreo de 257 Hz; se excluyeron los registros *I02*, *I03*, *I57* e *I58* porque un canal no mostraba señal y el registro *I75* para tener 70 registros (lo que facilita el entrenamiento y la evaluación).

El detector se evaluó utilizando los indicadores de sensibilidad (Se), valor predictivo positivo ($P+$) y tasa de error de detección (DER), calculados como se muestra en las ecuaciones 4, 5 y 6 respectivamente, donde VP son los verdaderos positivos (complejos QRS correctamente detectados), FP son los falsos positivos (detecciones donde no había complejos QRS) y FN son los falsos negativos (segmentos rechazados donde sí habían complejos QRS). Una detección fue considerada como VP si la diferencia entre la detección y la anotación profesional era menor a 150 ms.

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} \times 100 \quad (4)$$

$$P+ = \frac{VP}{VP + FP} \times 100 \quad (5)$$

$$DER = \frac{FP + FN}{VP + FN} \times 100 \quad (6)$$

Entorno de programación

Las rutinas para realizar el procesamiento de las señales fueron desarrolladas en MATLAB y las señales de Physionet fueron leídas utilizando Physiobook para MATLAB [10].

RESULTADOS

Para la base de datos MIT-BIH $a_0 = -0,7357$ y para St. Petersburg $a_0 = -0,7277$. El desempeño de la detección en las bases de datos St. Petersburg y MIT-BIH, sobre cada canal y utilizando la fusión, se muestran en las tablas I y II respectivamente.

Tabla I. Desempeño del detector en la base de datos St. Petersburg. En negrita el mejor valor de la fusión.

Técnica	Se (%)	$P+$ (%)	DER (%)
Canal 1	91.19	91.52	17.27
Canal 2	93.94	98.08	7.90
Canal 3	91.42	98.31	10.14
Canal 4	95.87	98.59	5.50
Canal 5	87.24	95.71	16.67
Canal 6	92.46	98.79	8.67
Canal 7	95.88	99.65	4.46
Canal 8	94.89	99.58	5.52
Canal 9	93.98	99.42	6.57
Canal 10	95.38	99.60	5.00
Canal 11	96.97	99.70	3.32
Canal 12	96.16	99.65	4.19
OR	97.87	92.33	10.26
AND	82.50	99.88	17.60
Votación	92.23	99.55	8.18
Óptima	95.82	99.75	4.42

Tabla II. Desempeño del detector en la base de datos MIT-BIH. En negrita el mejor valor de la fusión.

Técnica	Se (%)	$P+$ (%)	DER (%)
Canal 1	95.45	99.55	4.98
Canal 2	91.95	95.51	12.38
OR	95.66	98.97	5.33
AND	90.45	99.89	9.64
Votación	90.45	99.89	9.64
Óptima	91.30	99.40	9.25

DISCUSIÓN

El primer resultado interesante es que los valores hallados para a_0 son similares en ambas bases de datos. Esto se debe

a que las bases de datos tienen características parecidas y el coeficiente no depende de los resultados de la detección. Puede entonces esperarse que, en bases de datos con características similares, el valor de este coeficiente se mantenga constante. Su valor negativo se debe a que la ocurrencia de un complejo QRS es un evento raro en una señal ECG (ocurriendo una sola vez por ciclo).

En la tabla I se puede ver el efecto de aplicar la fusión óptima sobre registros de múltiples canales. El algoritmo de fusión no logra superar a la mejor de las detecciones individuales (ocurrida en el canal 11), pero esto es de esperarse. La fusión busca el mejor compromiso entre los resultados de detección de los distintos canales. Si no se tiene conocimiento de las características de ruido de las distintas derivaciones, la fusión óptima logrará el mejor compromiso posible.

En la tabla II se puede ver el efecto de aplicar fusión cuando no se tienen suficientes datos para realizar el análisis. Al tener únicamente dos canales disponibles, la fusión tiene un bajo desempeño. Además, la baja calidad (baja relación señal a ruido) del segundo canal de la base de datos MIT-BIH causa que el detector basado en fusión se equivoque más de lo deseado. En este caso la mejor fusión fue la de tipo OR, puesto que ésta ignora el hecho de que el detector se equivoca constantemente en el segundo canal; sin embargo, en casos como éste parece no haber interés en realizar fusión de datos.

En general, la fusión OR siempre logró aumentar los VP a expensas de producir más FP, esto se debe a que todas las detecciones son señaladas como ciertas; la de tipo AND minimizó la cantidad de FP pero produciendo muchos menos VP, esto es consecuencia de la alta restricción que impone esta técnica, únicamente hay detección cuando todos los canales la muestran; y las fusiones por Votación y Óptima produjeron resultados intermedios, siendo la óptima la mejor opción entre estas dos últimas, esto se debe a que estas técnicas toman en cuenta que algunas derivaciones pueden tener equivocaciones, la fusión óptima va aún más lejos asignándole un peso de decisión mayor a los canales que cometen menos errores.

Nuestro resultado es comparable con los detectores de este mismo tipo desarrollados recientemente: análisis de componentes principales [5] ($Se = 99,98\%$ y $P+ = 99,99\%$) y pares en ventanas [6] ($Se = 99,85\%$ y $P+ = 99,86\%$). Si bien los valores de Se y $P+$ son menores, nuestro algoritmo es implementable en tiempo real y aprovecha al máximo la disponibilidad de múltiples canales de ECG. Además, éste es un trabajo preliminar que esperamos mejorar agregando más características al detector.

CONCLUSIONES

En este trabajo se propuso un detector que combina (fusión) la información contenida en registros de ECG de múltiples canales usando técnicas de fusión de datos. Un detector previamente propuesto en la literatura se adaptó para trabajar con múltiples canales y producir una única señal de detección.

En este trabajo se mostró que, de tener múltiples canales disponibles, la mejor forma de realizar detección es utilizar

un enfoque multicanal. Esto se logra realizando detecciones independientes sobre los M canales disponibles y utilizando técnicas de fusión de datos para producir una única decisión final.

Cuatro técnicas fueron utilizadas para decidir si las detecciones sobre los M canales disponibles debían ser aceptadas o rechazadas. Primero, utilizando una fusión OR, se observó un aumento en la sensibilidad con un gran compromiso en el valor predictivo positivo. Luego, la fusión AND demostró tener el mejor valor predictivo positivo pero comprometiendo gravemente la sensibilidad del detector. Finalmente, las fusiones por votación mostraron lograr un buen compromiso entre sensibilidad y valor predictivo positivo, siendo la fusión óptima (votación con pesos) la que logra el mejor compromiso, reflejado en una tasa de error en detección más baja.

Estudios futuros deberían evaluar la adaptación de distintos detectores para trabajar con múltiples canales y la posibilidad de realizar fusión de detectores distintos para mejorar, aún más, los resultados de la detección.

REFERENCIAS

- [1] Benitez D. et al (2000): A new QRS detection algorithm based on the Hilbert transform, *Computers in Cardiology 2000*, IEEE, pp 379-382.
- [2] Okada M. (1979): A digital filter for the QRS complex detection, *IEEE transactions on Biomedical Engineering*, pp 700-703.
- [3] Pan J. et al. (1985): A real-time QRS detection algorithm, *IEEE transactions on Biomedical Engineering*, pp 230-236
- [4] Martínez J.P. et al (2004): A wavelet-based ECG delineator evaluation on standard databases, *IEEE transactions on Biomedical Engineering*, pp 570-581.
- [5] Huang, B. et al (2009): QRS complexes detection by using the principal component analysis and the combined wavelet entropy for 12-lead electrocardiogram signals, *Ninth IEEE International Conference on Computer and Information Technology*, vol. 1 pp 246-251.
- [6] Torbey, S. et al (2012): Multi-lead QRS detection using window pairs, *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp 3143-3146.
- [7] Fernandez, J. et al (2005): Combining algorithms in automatic detection of R-peaks in ECG signals, *18th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, pp. 297-302.
- [8] Chair, Z. et al (1986): Optimal data fusion in multiple sensor detection systems, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, pp 98-101
- [9] Moody, G.B. et al (2001): The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, pp 45-50.
- [10] Goldberger, A.L. et al (2000): Physbank, physiokit, and physionet components of a new research resource for complex physiologic signals, *Circulation* 101, pp e215-e220.