

Optimización en el Desempeño de Algoritmos de Detección de Complejos *QRS*

Optimization in the Performance of *QRS* Detection Algorithms

Andrés F. Quiceno M., Ing.¹, Germán Castellanos D., PhD.¹, Luis E. Avendaño, MSc.², José M. Ferrero, PhD.³

1. Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales,

2. Universidad Tecnológica de Pereira,

3. Universidad Politécnica de Valencia

afquicenom@unal.edu.co, cgcastellanosd@unal.edu.co, leavenda@utp.edu.co, cferrero@eln.upv.es

Recibido para revisión 26 de Marzo de 2007, aceptado 15 de Junio de 2007, versión final 19 de junio de 2007

Resumen — En este documento se presenta la implementación y evaluación del desempeño de varios algoritmos propuestos para la detección de complejos *QRS*. Además, se realiza la optimización de los parámetros de los algoritmos maximizando las medidas de desempeño sensibilidad y precisión. Se hace énfasis especial en un algoritmo híbrido basado en filtrado lineal, transformada Hilbert y umbral adaptativo; y se compara el desempeño de este algoritmo con respecto a otros basados en la amplitud y las derivadas de la señal, también es comparado con otro método basado en la transformada *wavelet*. Las pruebas se realizan sobre las bases de datos estándar MIT-Arrhythmia y ST-T Europea con el fin de evaluar los resultados obtenidos en los métodos implementados en este documento con respecto a los resultados obtenidos con otros métodos propuestos. Como resultado, se obtuvo que los algoritmos basados en transformada *wavelet*, filtros digitales e híbrido son los que presentan mejores resultados.

Palabras Clave — ECG, Detección *QRS*, Transformada Hilbert, Transformada Wavelet, Umbral Adaptativo.

Abstract — This document presents the implementation and the performance evaluation of several algorithms proposed for the detection of *QRS* complexes. Also, the optimization of the algorithms is made maximizing the performance measures of sensitivity and precision. An special emphasis is made for an hybrid algorithm based on linear filtering, Hilbert transform and adaptive threshold; the performance of this algorithm is compared with respect to others based on the amplitude and derivatives of the signal, also it is compared with other method based on *wavelet* transform. The tests are performed with the standard databases MIT-Arrhythmia and European ST-T in order to evaluate the results obtained from the implemented methods in this document with respect to the results obtained with other proposed methods. As a result, the algorithms based on *wavelet* transform, digital filters and hybrid are the methods that show the best performance.

Keywords — Adaptive Threshold, ECG, Hilbert Transform, QRS Detection, Wavelet Transform.

I. INTRODUCCIÓN

La detección del complejo *QRS* es la base para el proceso de segmentación de señales ECG ya que generalmente es la componente de mayor amplitud y más distintiva del electrocardiograma (ECG). A partir de la detección del pico *R* se realiza una búsqueda hacia atrás y hacia adelante para encontrar las otras componentes que son la onda *P*, la onda *T*, y algunas veces la onda *U*. El detector de complejo *QRS* es también un detector de latidos y es útil para obtener la medida del intervalo *RR* con la cual se realizan los análisis de variabilidad del ritmo cardíaco (*Heart Rate Variability*) y que sirven para la detección de arritmias. En este caso es muy importante que se puedan identificar complejos *QRS* de morfología heterogénea, ya que se pueden presentar en arritmias como el *flutter* y la fibrilación auricular y ventricular.

En la última década se han propuesto muchos algoritmos para la detección de complejos *QRS*, por ejemplo, algoritmos basados en redes neuronales [1]-[4], algoritmos genéticos [5], transformada *wavelet* [6], bancos de filtros [7], métodos basados en la correlación de la señal con respecto a latidos de muestra [8], así como también métodos heurísticos basados principalmente en transformaciones no lineales [9]-[11]. Algunos de los algoritmos de detección de complejos *QRS* presentados anteriormente han sido analizados y comparados en [12]-[14].

Muchos de los algoritmos desarrollados para la detección de complejos *QRS* no trabajan muy bien en señales

patológicas en donde la morfología del complejo *QRS* cambia radicalmente y se presentan latidos ectópicos muy seguidos, tal como sucede en algunas patologías relacionadas con la arritmia. Por este motivo, se deben utilizar técnicas que involucren umbral adaptativo y dependiente del tiempo, con el fin de hacer efectiva la detección e independiente de la morfología de los latidos.

A continuación se hace una comparación y evaluación de los algoritmos más relevantes para la detección del complejo *QRS* encontrados en [12] (basados en la primera y segunda derivada, criterios de amplitud y filtros digitales), [6] (basado en la transformada *wavelet*) y en [15] (método híbrido que involucra filtrado lineal, transformada Hilbert y reglas de decisión adaptativas). Se realiza, además, el proceso de optimización de los parámetros de los algoritmos con el fin de maximizar su rendimiento, el cual está evaluado por los criterios de precisión y sensibilidad. Es importante resaltar que las pruebas de los algoritmos se realizarán en bases de datos estándar con el propósito de hacer que los resultados aquí presentados sean reproducibles y comparables con respecto a otros algoritmos de detección de complejos *QRS*.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

En [12] se encuentran algoritmos de detección de complejos *QRS* basados en la primera y segunda derivadas, amplitud de la señal, y algunos de ellos basados en filtros digitales; se implementan todos estos algoritmos y se realiza un proceso de optimización de umbral para cada uno de ellos con base a las medidas de sensibilidad y precisión. En [6] se propone un algoritmo basado en la transformada *wavelet* para la detección de complejos *QRS*, con umbralización adaptativa. En [15] se introduce una técnica híbrida basada en filtrado lineal, transformación no lineal y reglas de decisión con umbral adaptativo para la detección de complejos *QRS*. A continuación se describe de forma breve como es el funcionamiento de cada uno de estos métodos.

A. Algoritmos basados en amplitud, primera y segunda derivadas

- **AF1:** Se calcula un umbral de amplitud como una fracción del mayor valor positivo del ECG y se calcula la primera derivada de la señal. Un candidato *QRS* ocurre cuando tres puntos consecutivos en la primera derivada exceden un umbral de pendiente positiva y en los siguientes 100ms hay dos puntos consecutivos que exceden el umbral de pendiente negativa. Todos los puntos en el ECG entre el comienzo de la pendiente ascendente y antes del fin de la pendiente descendente deben superar un umbral de amplitud.

Este algoritmo tiene dos umbrales, uno para la derivada de la señal y otro para la amplitud de la señal. Para hallar los umbrales óptimos se hacen iguales ambos, con el fin de simplificar el proceso de optimización, ya que si se hiciera para los dos umbrales sería demasiado extenso y

costoso computacionalmente debido a la gran cantidad de datos que tocaría analizar.

- **AF2:** Se rectifican los datos del ECG y posteriormente se pasan a través de un recortador de nivel bajo con un umbral de amplitud predefinido. Posteriormente la señal se deriva y se pasa a través de un umbral fijo con el que se determina si se ha detectado un complejo *QRS* o no. Se decide optimizar el primer umbral, en el recortador, dejando fijo el segundo parámetro.
- **AF3:** Se calcula la primera derivada en cada punto del ECG y se buscan los puntos que excedan un umbral constante. Una vez se excede el anterior umbral, los siguientes tres puntos también deben excederlo. Si las anteriores condiciones se cumplen, los dos siguientes puntos deben tener un producto positivo entre la pendiente y la amplitud. El ajuste de parámetros para este algoritmo es más sencillo que en los casos anteriores, ya que solamente hay que ajustar un umbral.
- **FD1:** Se calcula la primera derivada en cada punto del ECG mediante la expresión:

$$y[k] = -2x[k-2] - x[k-1] + x[k+1] + 2x[k+2] \quad (1)$$

El umbral de la pendiente se calcula como una fracción de la pendiente máxima para la primera derivada. En este caso se realiza una búsqueda en la primera derivada para encontrar puntos que excedan el umbral de pendiente. El primer punto que excede el umbral se toma como el inicio de un candidato a *QRS*. Se realiza la optimización sobre este umbral.

- **FD2:** Se calcula la primera derivada del ECG y se busca hasta que un punto excede el umbral de pendiente. Un candidato *QRS* ocurre si otro punto dentro de los próximos tres excede el umbral, sobre el cual se realizó el proceso de optimización.
- **FSD1:** Se calcula el valor absoluto de la primera y segunda derivada. Estos vectores se suman ponderadamente obteniéndose el vector a ser evaluado con respecto al umbral de decisión:

$$\begin{aligned} y_0[k] &= |x[k+1] - x[k-1]| \\ y_1[k] &= |x[k+2] - 2x[k] + x[k-2]| \\ y[k] &= 1.3y_0[k] + 1.1y_1[k] \end{aligned} \quad (2)$$

Si un punto supera el umbral, se evalúan los siguientes ocho puntos con respecto al mismo umbral; si al menos seis puntos cumplen la anterior condición, entonces se considera que el punto es candidato a complejo *QRS*. Se optimiza el único umbral de este algoritmo.

- **FSD2:** Se calcula el valor de la primera derivada, se rectifica y suaviza. Se calcula también la segunda derivada rectificada y se suma a la anterior señal. Se

elige el valor máximo del arreglo anterior y con este valor se halla un umbral primario y un umbral secundario. Posteriormente se busca en el arreglo de la suma de la primera y segunda derivada los datos que excedan el umbral primario con el fin de encontrar candidatos *QRS*, los seis puntos siguientes deben exceder el umbral secundario, el cual es menor.

El umbral que se varía con el fin de optimizar, es el primario, mientras que el secundario se deja con un valor lo suficientemente pequeño.

- **DF1:** El ECG se pasa a través de un diferenciador con filtro de ranura en 62.5Hz y posteriormente se filtra con un filtro digital de paso bajo. Se usan dos umbrales iguales en magnitud, pero opuestos en signo. La salida del filtro de paso bajo se analiza hasta que se encuentra un punto que supere el umbral positivo, el cual es el inicio de una región de búsqueda de 160ms . Posteriormente, el número de cruces alternantes por el umbral positivo o negativo se usan para clasificar el punto como desviación de línea base, ruido, o como un candidato a complejo *QRS*.
- La optimización se efectúa sobre el único umbral de este algoritmo.
- **DF2:** En la primera etapa de este algoritmo se suaviza el ECG usando un filtro de media móvil de 3 puntos. La salida del filtro de media móvil se pasa a través de un filtro de paso bajo. La diferencia entre la entrada y la salida del filtro pasa bajas se eleva al cuadrado; posteriormente la diferencia al cuadrado se filtra. Finalmente se forma un arreglo en base a la anterior señal; y con criterios dados por la primera señal filtrada. Se halla el máximo de este arreglo y se escala por una constante para determinar el umbral a ser usado. Esta constante es el parámetro del algoritmo que se optimizará; y se detectará un candidato a complejo *QRS* si un punto del último arreglo llega a superar el umbral. El algoritmo tiene básicamente dos parámetros para ajustar; uno es el orden de los filtros y el otro el umbral con el cual se hace la regla de decisión. En cuanto al orden de los filtros, entre mayor sea se tendrá un mejor desempeño, pero aumenta considerablemente el costo computacional; por este motivo, el orden se deja fijo en 8 y se varía el umbral.

B. Algoritmo basado en transformada wavelet

La detección de complejos *QRS* se basa en los máximos del módulo de la transformada *wavelet*, definidos como cualquier punto $Wf(2^j, \tau_0)$ tal que $|Wf(2^j, \tau)| < |Wf(2^j, \tau_0)|$ donde τ pertenece a la vecindad izquierda o derecha de τ_0 , y $|Wf(2^j, \tau)| \leq |Wf(2^j, \tau_0)|$ donde τ pertenece a el otro lado de la vecindad de τ_0 . Lo anterior debido a que los máximos del módulo y los cruces por cero de la transformada *wavelet* corresponden a los cambios pronunciados de la señal.

El complejo *QRS* produce dos máximos en el módulo con signos opuestos de $Wf(2^j, \tau)$, con cruces por cero entre ellos. De esta forma, el complejo se determina aplicando reglas de detección (umbrales) a la transformada *wavelet* de la señal ECG.

La mayor parte de la energía del complejo *QRS* se encuentra entre 3Hz y 40Hz . Las frecuencias de 3dB de la transformada de Fourier de las *wavelets* indican que la mayor parte de la energía del los complejos *QRS* se encuentra entre las escalas de 2^3 y 2^4 , siendo la mayor 2^4 . La energía decrece si la escala es mayor que 2^4 . La energía de los artefactos de movimiento y ruido de línea base se incrementa para escalas mayores que 2^5 . En el algoritmo propuesto se usan las escalas 2^1 a 2^4 para la *wavelet*.

El proceso de detección de los complejos *QRS* se puede resumir en los siguientes pasos:

- 1) Se determinan máximos del módulo en la mayor escala (2^4) que crucen el umbral Th_4 , y se marcan sus posiciones $\{n_k^4 | k = 1..N\}$.
- 2) Se determinan los máximos del módulo en la vecindad de n_k^4 en la escala 2^3 y se marcan sus ubicaciones como n_k^3 . Si existen varios máximos del módulo se selecciona el mayor; si no hay máximos, se hacen n_k^3 , n_k^2 y n_k^1 iguales a cero.
- 3) Se determinan de forma similar los conjuntos de las posiciones de los máximos del módulo para las escalas restantes $\{n_k^4, n_k^3, n_k^2, n_k^1 | k = 0..N\}$.
- 4) Usualmente una onda *R* corresponde a un par de máximos, con signos opuestos, de la transformada *wavelet*. Sin embargo, en algunos latidos ectópicos o en presencia de ruido pueden ocurrir varios máximos en donde solamente uno es útil. Por este motivo es necesario verificar cuál conjunto de máximos es el útil.
- 5) El intervalo entre dos máximos en la escala 2^1 es ligeramente menor a la duración del complejo *QRS*. Si el intervalo es mayor que un límite de tiempo, entonces el máximo es aislado y se elimina del conjunto. Este intervalo debe ser menor que el complejo *QRS* más ancho (150ms).
- 6) De acuerdo a la relación entre la señal y su transformada *wavelet*, los cruces por cero en la escala 2^1 corresponden a los picos *R*. Si se eliminan los máximos redundantes y aislados, entonces los pares de máximos restantes corresponden a los complejos *QRS*.

La señal ECG puede presentar variaciones de amplitud y por este motivo no se deben dejar los umbrales fijos. El algoritmo actualiza los umbrales usados de acuerdo a la amplitud de la señal, con el fin de contrarrestar las variaciones de la misma [6].

C. Algoritmo híbrido para la detección de complejos *QRS*

Este algoritmo consta básicamente de tres etapas, las cuales

se muestran en la Figura 1 [15].

- Filtrado lineal:** Es un filtro pasa banda, el cual conserva las características del complejo *QRS* y elimina otras componentes tales como ruido de línea base, ondas *P* y *T* y otro tipo de ruido cuyas componentes espectrales no coinciden con el complejo *QRS*.
- Transformación no lineal:** En la transformación no lineal se realza el complejo *QRS* con respecto al ruido de fondo. En este punto, se trata de convertir el complejo *QRS* en un pico positivo simple al cual se le pueda aplicar detección por medio de umbral. Generalmente se aplican operaciones sencillas como elevar al cuadrado la señal o rectificación; sin embargo también es posible aplicar operaciones más complejas, como por ejemplo la transformada de Hilbert.
- Regla de decisión:** La regla de decisión toma la salida del procesador y realiza una prueba sobre cada punto con el fin de determinar si hay un complejo *QRS* o no. La regla más sencilla es definir un umbral fijo; sin embargo, es posible aplicar umbrales adaptativos y variables con el fin de tener una mayor inmunidad al ruido y a las variaciones en la morfología de los latidos.

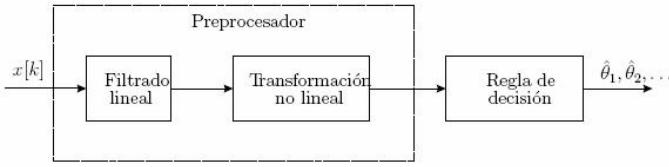


Figura 1. Diagrama de bloques del detector de complejos *QRS*.

1) *Filtrado lineal:* En esta etapa es pertinente utilizar diferenciación de la señal con el fin de enfatizar los segmentos con transitorios rápidos, es decir, el complejo *QRS*; sin embargo, es recomendable combinar la diferenciación con un filtrado pasa bajas para atenuar el ruido por debajo de cierta frecuencia de corte $\omega_c = 2\pi f_c$.

La gran variabilidad en las propiedades de la señal ECG y en el ruido permite que se puedan aplicar filtros simples estructurados. Una posible familia de filtros se define como:

$$H(z) = (1 - z^{-L_1})(1 + z^{-1})^{L_2} \quad (3)$$

Donde L_1 y L_2 son dos parámetros de valores enteros. La correspondiente respuesta en frecuencia está dada por:

$$H(e^{j\omega}) = j2^{L_2+1} e^{-j\omega(L_1+L_2)/2} \sin\left(\frac{\omega L_1}{2}\right) \cos^{L_2}\left(\frac{\omega}{2}\right) \quad (4)$$

La primera parte, $(1 - z^{-L_1})$, constituye la diferencia entre la señal de entrada y la entrada retrasada; mientras que la segunda parte, $(1 + z^{-1})$, es un filtro pasa bajas cuyo ancho de banda decrece a medida que L_2 se incrementa. Los filtros que pertenecen a la familia descrita en (3) se pueden implementar sin multiplicadores, requiriéndose solamente adición y sustracción. Por este motivo estos filtros son atractivos para

sistemas que analizan registros ECG de larga duración. El filtro $(L_1, L_2) = (5, 4)$ puede ser una elección posible para una frecuencia de muestreo de 250Hz , dando como resultado un filtro con una frecuencia central de 20Hz . La respuesta en frecuencia de este filtro se muestra en la Figura 2.

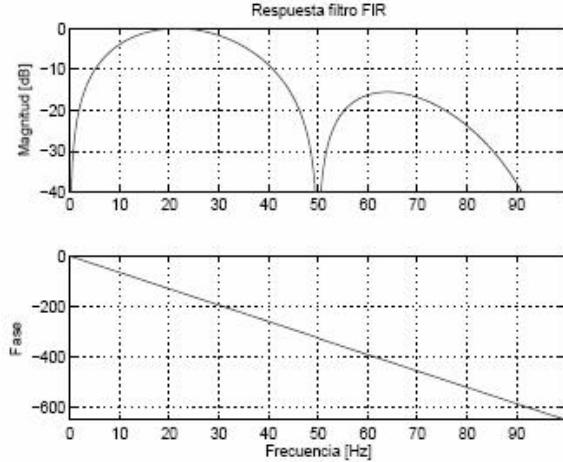


Figura 2. Respuesta en frecuencia para el filtro $(1 - z^{-5})(1 + z^{-1})^4$.

2) *Transformaciones no lineales:* El objetivo común en la transformación no lineal es producir un pico único y positivo para cada complejo *QRS*, el cual permitirá el uso de detección de picos o detección con umbral unilateral. De forma similar al filtrado lineal, la transformación debe diseñarse para que produzca una señal en la cual se realcen los complejos *QRS* con respecto a las ondas *P*, *T*, ruido y artefactos de fondo.

En el diseño de la transformación no lineal se utiliza un modelo en el cual el complejo *QRS* se describe con la señal pasa bajas, determinística y positiva $b[k]$ modulada por una función coseno definida por la frecuencia de modulación ω_m y el ángulo de fase ϕ :

$$s[k] = b[k] \cos(\omega_m k + \phi) \quad (5)$$

La señal pasa bajas $b[k]$ se denomina la *envolvente* de $s[k]$. Variando los parámetros ω_m y ϕ se puede modelar una gran variedad de morfologías de ondas, similares a los diferentes complejos *QRS*.

Es de gran interés desarrollar una técnica en la cual la envolvente $b[k]$ se pueda extraer de $s[k]$ sin conocimiento previo de ω_m o ϕ . Para resolver este problema, se expresa $s[k]$ en el dominio de la frecuencia:

$$S(e^{j\omega}) = \frac{1}{2} \left(B(e^{j(\omega - \omega_m - \phi)}) + B(e^{j(\omega + \omega_m + \phi)}) \right) \quad (6)$$

Donde $B(e^{j\omega})$ y $S(e^{j\omega})$ corresponden a las transformadas de Fourier en tiempo discreto de $b[k]$ y $s[k]$, respectivamente. La envolvente $B(e^{j\omega})$ se puede obtener con una técnica que cancele las frecuencias negativas y desplace el espectro restante hacia el origen.

Con el fin de cancelar las frecuencias en el intervalo

$-\pi \leq \omega < 0$, se define la función $S_A(e^{j\omega})$:

$$\begin{aligned} S_A(e^{j\omega}) &= S(e^{j\omega}) + jH(e^{j\omega})S(e^{j\omega}) \\ &= S(e^{j\omega}) + j\check{S}(e^{j\omega}) \end{aligned} \quad (7)$$

donde $H(e^{j\omega})$ es un filtro lineal e invariante en el tiempo cuya función de transferencia se define como:

$$H(e^{j\omega}) = \begin{cases} -j, & 0 \leq \omega < \pi \\ j, & -\pi \leq \omega < 0 \end{cases} \quad (8)$$

Este filtro es conocido como *transformador de Hilbert* y su respuesta en frecuencia tiene magnitud unitaria y respuesta de fase igual a $-\pi/2$ para $0 \leq \omega < \pi$ y $\pi/2$ para $-\pi \leq \omega < 0$. La salida del transformador de Hilbert es una versión de $s[k]$ desfasada en 90° y se denotará por $\check{s}[k]$. El espectro unilateral $S_A(e^{j\omega})$ que resulta de (7) se expresa como:

$$\begin{aligned} S_A(e^{j\omega}) &= \begin{cases} 2S(e^{j\omega}), & 0 \leq \omega < \pi \\ 0, & -\pi \leq \omega < 0 \end{cases} \\ &= \begin{cases} B(e^{j(\omega-\omega_m)}), & 0 \leq \omega < \pi \\ 0, & -\pi \leq \omega < 0 \end{cases} \quad (10) \end{aligned}$$

La señal en el dominio del tiempo $s_A[k] = b[k]e^{j\omega_m k}$, conocida como la *señal analítica*, representa una versión desplazada en frecuencia de la envolvente $b[k]$,

Calculando la magnitud de $s_A[k]$, se obtiene la envolvente $b[k]$ positiva sin el conocimiento previo de ω_m ó ϕ :

$$\begin{aligned} b[k] &= |s_A[k]| \\ &= \sqrt{\check{s}[k]^2 + \check{s}[k]^2} \end{aligned}$$

3) *Reglas de decisión:* Se debe aplicar una regla de decisión a la salida del preprocesador para determinar si ha ocurrido un complejo QRS o no. Es posible utilizar una regla de decisión basada en un umbral fijo; sin embargo, es deseable incorporar un umbral adaptativo puesto que la amplitud y morfología de los complejos QRS puede cambiar drásticamente a lo largo del tiempo. La detección de complejos QRS de baja amplitud con un umbral fijo implicará inevitablemente la falsa detección de latidos. Aunque en este caso las reglas de decisión se enfocan a la amplitud de la señal, es posible agregar reglas adicionales relacionadas con otras propiedades de la señal, como la duración de cierta forma de onda.

El umbral dependiente del intervalo se actualiza en cada detección en θ_i y se mantiene fijo durante el intervalo siguiente hasta que el umbral es excedido y se detecta un nuevo QRS. Una estructura popular del umbral dependiente del intervalo $\eta_i[k]$ está basada en la amplitud pico, actualizada exponencialmente, $\tilde{z}_{e,i}$ de los complejos QRS previamente detectados, como se muestra a continuación:

$$\begin{aligned} \eta_i[k] &= \mu \tilde{z}_{e,i}, \quad k = \theta_i, \theta_{i+1}, \dots \\ \tilde{z}_{e,i} &= \tilde{z}_{e,i-1} + \alpha(\mathcal{A}(\theta_i) - \tilde{z}_{e,i-1}), \quad i \geq 1 \end{aligned}$$

(11)

donde $\tilde{z}_{e,i}$ es la media exponencial, y $\mathcal{A}(\theta_i)$ representa la amplitud en la señal preprocesada del complejo QRS detectado más recientemente en el tiempo θ_i . El parámetro μ determina la fracción de la amplitud $\tilde{z}_{e,i}$ a ser usada en el cálculo del umbral. El parámetro α determina la velocidad con la cual puede cambiar el umbral.

El detector QRS con umbral dependiente del intervalo se puede mejorar usando un umbral dependiente del tiempo; esto se hace con el fin de rechazar ondas T de gran amplitud, permitiendo aún la detección de latidos ectópicos de baja amplitud. Luego de la detección de un complejo QRS en θ_i , el umbral dependiente del tiempo $\eta_i[k]$ puede tener la estructura descrita a continuación:

$$\eta_i[k] = \begin{cases} \eta_{max}, & n = \theta_i + 1, \dots, \theta_i + D_0 \\ g[k - \theta_i - D_0 - 1], & n = \theta_i + D_0 + 1, \dots, \theta_i + D_1 \\ \mu \tilde{z}_{e,i}, & n = \theta_i + D_1 + 1, \dots \end{cases} \quad (12)$$

donde η_{max} es una constante, y $g[k]$ es una función decreciente definida en el intervalo de transición $[\theta_i + D_0 + 1, \theta_i + D_1]$ hasta que alcance el umbral dependiente del intervalo $\eta_i[k]$.

$$\eta_{max} = g(0) > g(1) > \dots > g(D_1 - D_0 + 1) = \mu \tilde{z}_{e,i}$$

Los parámetros de la regla de decisión se ajustaron con el fin de obtener un desempeño óptimo para la bases de datos con las cuales se probaron los algoritmos. En la Tabla I se muestran los parámetros que se fijaron en la etapa de decisión. En la Figura 3 se muestra la variación del umbral de acuerdo a las reglas de decisión anteriormente descritas.

Tabla 1 Parámetros de las reglas de decisión del algoritmo híbrido

Parámetro	Valor
$\tilde{z}_{e,0}$	0.2
α	0.9038
μ	0.36
η_{max}	1
D_0	300 ms
D_1	550 ms
$g[k]$	lineal

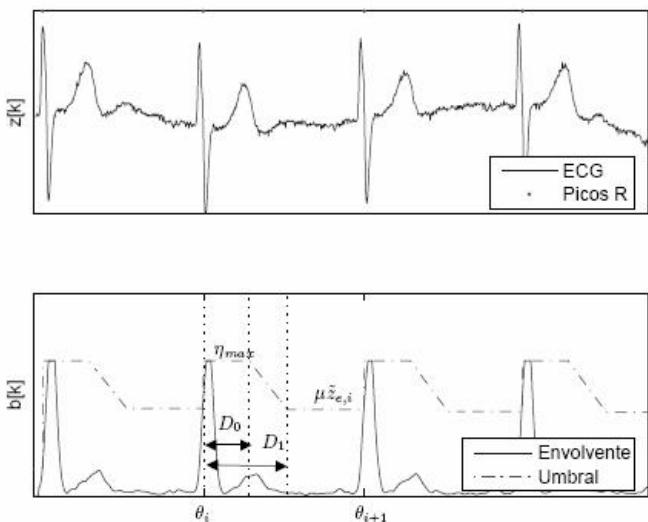


Figura 3. Umbral dependiente del intervalo y del tiempo.

D. Bases de datos

Los algoritmos se probaron sobre dos bases de datos: MIT-Arrhythmia y ST-T europea. Estas bases de datos correctamente etiquetadas y validadas proporcionan resultados reproducibles y comparables. Además, estas bases de datos contienen un gran número de señales que representan las morfologías más comunes de ECG, así como señales que son raramente observadas, pero clínicamente importantes.

Se debe tener en cuenta que los parámetros de todos los algoritmos se ajustan y optimizan utilizando la base de datos ST-T europea y posteriormente se prueban con la base de datos MIT con el fin de evaluar el desempeño en señales diferentes a las usadas en la etapa de ajuste de parámetros de los algoritmos.

1) *Base de datos MIT-Arrhythmia:* Esta base de datos contiene 48 registros cuya longitud es de 30 minutos cada uno. La frecuencia de muestreo es de 360Hz y una resolución de 11 bits para un rango de 10mV. Veinticinco registros (del número 200 en adelante) con arritmias menos comunes fueron seleccionados de más de 4000 registros ambulatorios de 24 horas; el resto de registros se seleccionaron aleatoriamente. En total, se utilizaron 109.148 latidos de esta base de datos. Mientras que algunos registros contienen picos R claros y pocos artefactos, para otros registros la detección de complejos QRS es más difícil debido a formas anormales, ruido y artefactos [16].

En las pruebas también se seleccionaron los mejores registros con el fin de mejorar el desempeño de los algoritmos. De acuerdo con las medidas de desempeño se dejan los mejores 43 registros, para un total de 97.601 latidos. Los registros que se quitaron de la base de datos son los siguientes: 106, 108, 203, 207, y 208.

2) *Base de datos ST-T europea:* La base de datos ST-T europea consta de 90 registros de dos canales de ECG cada

uno y de dos horas de duración, tomados a partir de cintas analógicas obtenidas de grabaciones realizadas con 79 sujetos. Los sujetos fueron 70 hombres con edades entre los 30 a los 84 años, y 8 mujeres con edades entre los 55 a los 71 [17]. Cuando se trabaja con la base de datos completa, se utilizan 793.226 latidos.

Para mejorar el desempeño de los algoritmos se eliminaron las 16 muestras con desempeño más bajo, las cuales son: E0116, E0111, E0112, E0605, E0129, E0133, E0136, E0139, E0411, E0163, E1301, E0304, E0305, E0155, E1302, E0415. El número de latidos restantes en las mejores 74 muestras es de 662.134.

E. Medidas de desempeño

El desarrollo de software para la detección de complejos QRS en dispositivos médicos requiere la evaluación del desempeño de la detección. De acuerdo a [18], hay dos parámetros usados para evaluar los algoritmos: la sensibilidad (13) y la precisión o predictividad positiva (14).

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (14)$$

donde *TP* denota el número de verdaderos positivos, *FN* el número de falsos negativos y *FP* el número de falsos positivos. Además, para lograr resultados comparables y reproducibles, la evaluación de los algoritmos se debe llevar a cabo en bases de datos estándar [19].

En general para los algoritmos de detección de complejos QRS es menos costoso tener falsos positivos que falsos negativos; esto se debe a que puede haber una etapa siguiente a la detección de complejos QRS en donde se eliminan las falsas detecciones que no correspondan la morfología de los mismos. De acuerdo a lo anteriormente expuesto, es más relevante una sensibilidad alta que una precisión alta y esto se tiene en cuenta cuando se realiza la optimización de parámetros para los algoritmos basados en amplitud, primera y segunda derivadas en donde se maximiza la función de peso $z = 2Se + P$ con el fin de obtener los parámetros que den un mejor desempeño al algoritmo.

III. RESULTADOS

A. Base de datos ST-T completa

Los resultados de los 11 algoritmos para toda la base de datos se muestran en la Tabla II, se muestra la media de la sensibilidad y de la precisión con sus respectivas desviaciones estándar. Los algoritmos con mejor desempeño son los que tienen una sensibilidad y precisión alta, con una desviación baja. La desviación baja indicará que el algoritmo funciona de igual forma para gran parte de los registros de prueba. En la Figura 4 se muestran los resultados de forma gráfica, la Figura 2 muestra los *boxplots* para la sensibilidad y la

precisión, mientras que la Figura 2 muestra la media con su respectiva desviación para cada uno de los algoritmos probados.

El algoritmo con desempeño más alto en cuanto a sensibilidad y precisión es el algoritmo híbrido con $Se = 96.32\%$ y $\bar{P} = 96.48\%$. Los algoritmos basados en derivadas tienen un desempeño pobre, menor al 92%. En este caso es interesante observar que el algoritmo DF2 basado en filtros digitales tiene mejor desempeño que el algoritmo basado en *wavelet*, en cuanto a precisión. De acuerdo a la Figura 2 se puede observar que los algoritmos DF2 e híbrido son los que tienen más compactos los datos y tienen una menor cantidad de outliers.

Tabla 2 Resultados pruebas base de datos ST-T completa.

	AF1	AF2	AF3	FD1	FD2	FSD1
Se	0.7471	0.8654	0.7564	0.8955	0.8739	0.9057
P	0.8180	0.9197	0.8629	0.8780	0.8441	0.8362
vSe	0.3248	0.2959	0.3487	0.2008	0.2110	0.1592
vP	0.2515	0.1521	0.2279	0.1608	0.1981	0.2188
	FSD2	DF1	DF2	WAV	HYB	
Se	0.9172	0.9283	0.9161	0.9214	0.9632	
P	0.9021	0.8594	0.9639	0.8816	0.9648	
vSe	0.1944	0.1678	0.2339	0.1879	0.0900	
vP	0.1372	0.1989	0.1206	0.2128	0.0925	

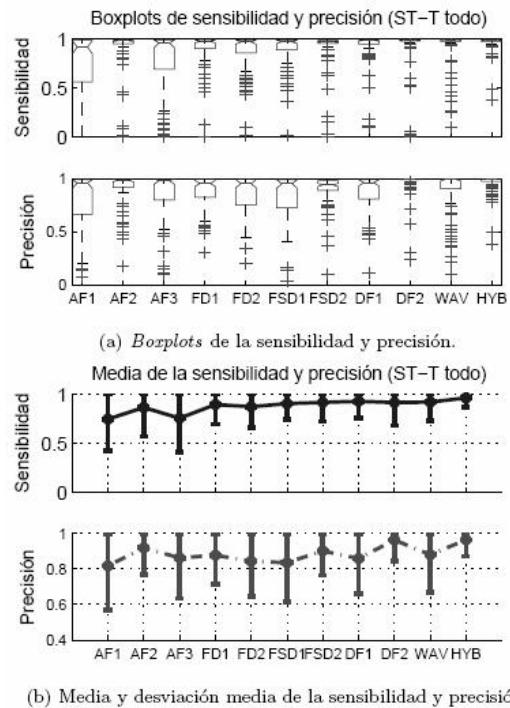


Figura 4. Gráficas de resultados con la base de datos ST-T completa.

B. Mejores registros de la base de datos ST-T

En la Figura 5 y en la Tabla III se muestran los resultados

de los algoritmos luego de retirar los peores registros de la base de datos ST-T. En general mejora el desempeño de todos los algoritmos, pero es más significativa la mejora en el algoritmo híbrido para el cual se tienen los valores de sensibilidad de $Se = 98.901\%$ y precisión de $\bar{P} = 99.214\%$ y una baja desviación con respecto a estos valores, lo cual se ve reflejado en la ausencia de outliers en la Figura 3 para el algoritmo híbrido. En general los algoritmos DF2 y *wavelet* presentan resultados aceptables mayores al 94%, pero con una gran cantidad de registros que no fueron correctamente identificados como se puede ver en la Figura 3.

Tabla 3 Resultados pruebas con mejores registros de la base de datos ST-T

	AF1	AF2	AF3	FD1	FD2	FSD1
Se	0.8150	0.9171	0.8354	0.9260	0.9076	0.9212
P	0.8452	0.9443	0.8933	0.8948	0.8544	0.8492
vSe	0.2794	0.2267	0.2886	0.1577	0.1662	0.1271
vP	0.2215	0.1065	0.1860	0.1523	0.2001	0.2016
	FSD2	DF1	DF2	WAV	HYB	
Se	0.9436	0.9623	0.9535	0.9673	0.9880	
P	0.9126	0.8931	0.9773	0.9477	0.9921	
vSe	0.1483	0.0743	0.1722	0.1096	0.0146	
vP	0.1083	0.1526	0.0957	0.1189	0.0156	

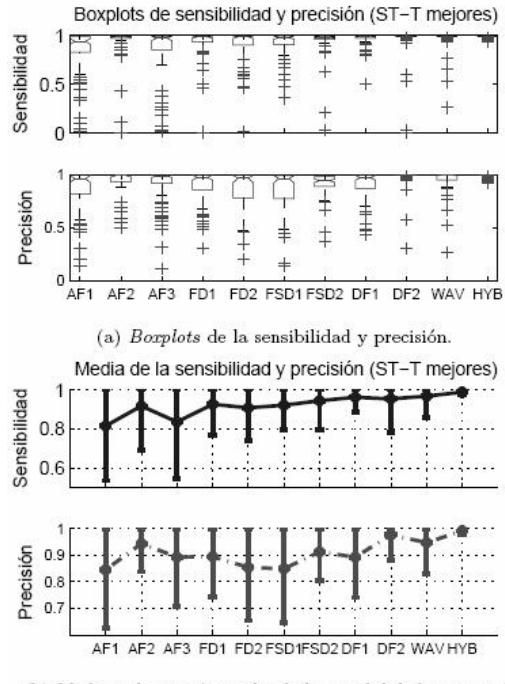


Figura 5. Gráficas de resultados con los mejores registros de la base de datos ST-T.

C. Base de datos MIT completa

En la Tabla IV y en la Figura 6 se muestran los resultados de las pruebas realizadas con los algoritmos sobre toda la base de datos MIT. Se observa que sobre esta base de datos los

algoritmos tienen un mejor desempeño, pues en gran parte la sensibilidad y precisión dan por encima del 90%. En este caso el algoritmo con la sensibilidad más alta es el algoritmo basado en la transformada *wavelet* con $Se = 99.1\%$ y $\bar{P} = 97.405\%$, mientras que el algoritmo AF2 es el que tiene la precisión mayor con un valor de $\bar{P} = 98.868\%$, pero con un valor muy bajo de sensibilidad $Se = 83.801\%$ reflejado en la alta dispersión de los datos en la Figura 4. El algoritmo híbrido, por su parte presenta una precisión mayor que el *wavelet* ($\bar{P} = 97.977\%$) y una sensibilidad un poco más baja ($Se = 97.815\%$).

Tabla 4 Resultados pruebas base de datos MIT completa.

	AF1	AF2	AF3	FD1	FD2	FSD1
Se	0.9262	0.8330	0.9363	0.9633	0.9444	0.9451
P	0.9423	0.9887	0.9709	0.9783	0.9700	0.9704
vSe	0.1582	0.2779	0.1576	0.0726	0.1345	0.1530
vP	0.0801	0.0205	0.0506	0.0364	0.0442	0.0474
	FSD2	DF1	DF2	WAV	HYB	
Se	0.9441	0.9811	0.9792	0.9910	0.9782	
P	0.8732	0.9686	0.9835	0.9741	0.9798	
vSe	0.0831	0.0422	0.0462	0.0262	0.0590	
vP	0.1577	0.0604	0.0477	0.0830	0.0595	

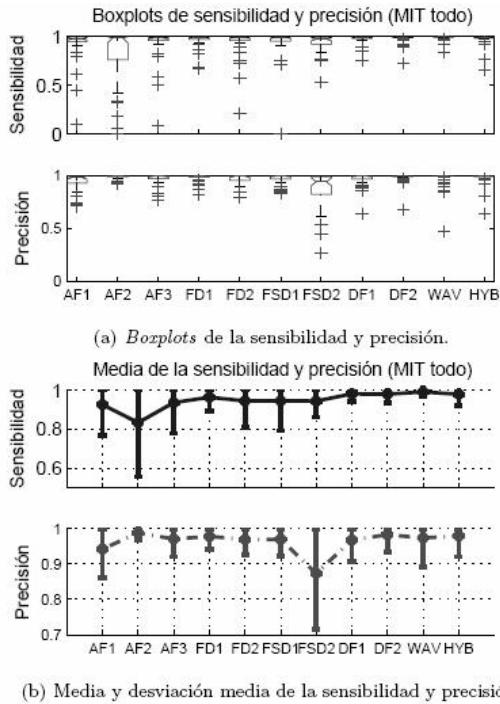


Figura 6. Gráficas de resultados con la base de datos MIT completa.

D. Mejores registros de la base de datos MIT

Tomando los mejores registros de la base de datos MIT se observa una mejora significativa en los resultados, los cuales se muestran en la Tabla V y en la Figura 7. En este caso el algoritmo *wavelet* tiene la sensibilidad más alta ($Se = 99.708\%$) mientras que el algoritmo híbrido tiene la

segunda mejor sensibilidad con un valor de $Se = 99.245\%$. El algoritmo con mejor precisión es el híbrido ($\bar{P} = 99.27\%$) y el segundo mejor es *wavelet* ($\bar{P} = 99.181\%$). En general los algoritmos DF2, *wavelet* e híbrido tienen un desempeño muy bueno por encima del 99% y sin outliers como lo muestra la Figura 5. Los otros algoritmos tienen una sensibilidad mayor al 95% excepto el AF2, y una precisión mayor al 95% excepto el FSD2.

Tabla 5 Resultados pruebas con mejores registros de la base de datos MIT

	AF1	AF2	AF3	FD1	FD2	FSD1
Se	0.9558	0.8720	0.9663	0.9828	0.9731	0.9591
P	0.9569	0.9904	0.9803	0.9832	0.9766	0.9756
vSe	0.0907	0.2550	0.0799	0.0302	0.0677	0.1517
vP	0.0597	0.0193	0.0319	0.0283	0.0349	0.0443
	FSD2	DF1	DF2	WAV	HYB	
Se	0.9551	0.9864	0.9920	0.9971	0.9925	
P	0.8851	0.9695	0.9910	0.9918	0.9927	
vSe	0.0580	0.0370	0.0142	0.0050	0.0093	
vP	0.1356	0.0636	0.0160	0.0226	0.0120	

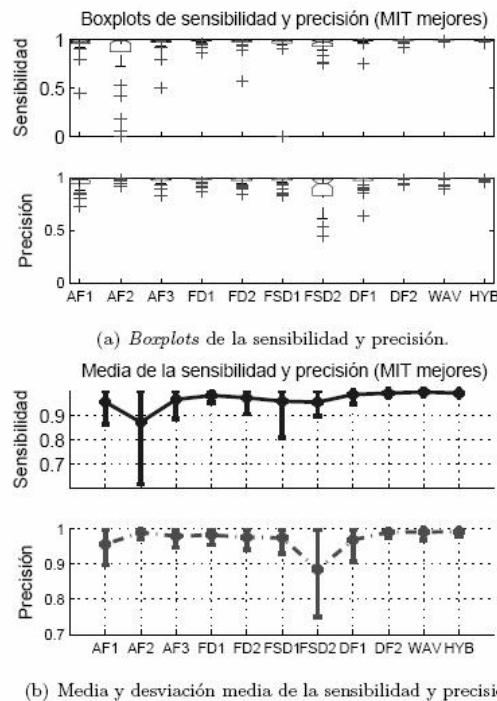


Figura 7. Gráficas de resultados con los mejores registros de la base de datos MIT.

IV. DISCUSIÓN

Los algoritmos que tuvieron mejor desempeño en las dos bases de datos son el DF2, *wavelet* e híbrido. El resto de algoritmos no tuvieron un desempeño tan bueno puesto que sus reglas de decisión son completamente fijas y no tienen en cuenta las variaciones de la señal a lo largo del tiempo. En estos últimos algoritmos hay un compromiso entre sensibilidad y precisión, pues para una sensibilidad alta es

necesario ajustar los valores de umbral muy bajos con el fin de detectar todos los latidos; pero niveles de ruido grandes u ondas *T* de gran amplitud serán detectados erróneamente como complejos *QRS*, lo cual disminuye de forma notable la precisión. El algoritmo DF2 filtra y realza los complejos *QRS* de tal forma que es posible utilizar un umbral fijo y mantiene una sensibilidad y precisión muy altas, comparable a los algoritmos basados en *wavelets* e híbrido.

Cuando se retiran los registros en los cuales los algoritmos tienen un desempeño muy bajo, por debajo de lo normal, las medidas de sensibilidad y precisión suben a niveles muy buenos. Sin embargo, se debe tener en cuenta que estos registros corresponden a señales ECG con una morfología de complejos *QRS* muy extraña y que el algoritmo no es capaz de detectar, estos registros también reducen el desempeño de los algoritmos debido a su alto nivel de ruido.

Todos los métodos anteriormente implementados para la detección de complejos *QRS* tienen parámetros que se deben ajustar con el fin de obtener un desempeño óptimo. El ajuste de estos parámetros es una tarea exhaustiva, ya que se deben optimizar teniendo en cuenta la sensibilidad y la precisión, las cuales no varían de forma lineal con respecto a los parámetros de los algoritmos. En este punto es importante resaltar que la optimización de estos algoritmos se realizó con una gran cantidad de latidos, lo cual implica un gran costo computacional en este proceso, pero una buena robustez de los resultados.

El desempeño del algoritmo basado en *wavelets* es casi idéntico al desempeño del algoritmo híbrido, con pequeñas variaciones dadas principalmente por las bases de datos. En la base de datos ST-T el algoritmo híbrido tuvo mejores resultados, mientras que el *wavelet* fue ligeramente mejor en la base de datos MIT. Sin embargo, todos los algoritmos funcionan mejor en la base de datos MIT que en la ST-T; en este punto se debe tener en cuenta que la base de datos ST-T tiene una cantidad mayor de registros y de más longitud que los registros de la base MIT.

V. CONCLUSIONES

Se lograron optimizar los parámetros de los algoritmos propuestos con el fin de obtener el máximo desempeño en la detección de complejos *QRS*. Sin embargo, a pesar de la optimización, los algoritmos basados en la primera y segunda derivada no tuvieron un desempeño aceptable para los estándares actuales, los cuales están por encima del 99% tanto en sensibilidad como en precisión. Los algoritmos DF2, *wavelet* e híbrido tienen un rendimiento mayor al 99% en la base de datos MIT con los mejores registros. En general, el buen desempeño de estos algoritmos en ambas bases de datos es un buen indicador de la robustez de los métodos implementados.

Cuando se realizaron las pruebas con las bases de datos completas, los registros más complicados por ruido o por forma de los complejos *QRS* se presentaron como outliers en

los *boxplots* del desempeño de los algoritmos, y por este motivo se retiraron del análisis. Se deben mejorar los algoritmos desarrollados con el fin de obtener buenos resultados en estos registros problemáticos y de esta forma aumentar el desempeño general de los algoritmos, para que puedan ser aplicados en registros ambulatorios o test de esfuerzo, ya que estos registros contienen una cantidad de ruido mayor causado por el movimiento del paciente y mucha variabilidad debido a la longitud de los registros.

Es importante tener en cuenta la posible implementación en tiempo real de los algoritmos de detección *QRS*. Los métodos basados en derivadas y umbrales fijos son fáciles de implementar en tiempo real, además su complejidad computacional es relativamente baja. El algoritmo basado en *wavelet* y el híbrido tienen una complejidad un poco mayor, sin embargo tanto la transformada *wavelet* como la transformada Hilbert se pueden aproximar correctamente mediante ecuaciones de diferencias y de esta forma hacer fácil su implementación para dispositivos de procesamiento en tiempo real. La implementación en tiempo real de los algoritmos permitirá su aplicación en dispositivos ambulatorios de monitoreo y también en dispositivos portátiles alimentados con batería para la detección de arritmias y otras anomalías en el ECG.

Los algoritmos tuvieron un rendimiento más alto en la base de datos MIT que en la ST-T. Esto se debe en cierta parte a que la primera tiene un número menor de latidos, y por tanto la probabilidad de error es más pequeña que en la otra base de datos. La ventaja de tener estas dos bases de datos disponibles es que se puede realizar el entrenamiento y ajuste de los algoritmos en una base de datos, mientras que la validación se puede realizar en la otra. En este caso se eligió la base de datos ST-T para el entrenamiento y la del MIT queda para la validación.

VI. AGRADECIMIENTOS

Este artículo se realizó dentro del marco del proyecto “Técnicas de computación de alto rendimiento en la interpretación automatizada de imágenes médicas y bioseñales” con código 20201004224, aprobado por la Vicerrectoría de investigaciones de la Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales.

REFERENCIAS

- [1] Y. Hu, W. Tompkins, J. Urrusti, and V. Afonso, “Applications of artificial neural networks for ECG signal detection and classification,” *J. Electrocardiology*, vol. 26, 1993.
- [2] M. Strintzis, G. Stalidis, X. Magnialis, and N. Maglaveras, “Use of neural networks for electrocardiogram (ECG) feature extraction, recognition and classification,” *Neural Netw. Word*, vol. 3, no. 4, 1992.
- [3] G. Vijaya, V. Kumar, and H. Verma, “ANN-based *QRS*-complex analysis of ECG,” *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 22, no. 4, 1998.
- [4] Q. Xue, Y. Hu, and W. Tompkins, “Neural-network-based adaptive matched filtering for *QRS* detection,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 39, 1992.

- [5] R. Poli, S. Cagnoni, and G. Valli, "Genetic design of optimum linear and nonlinear *QRS* detectors," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 42, 1995.
- [6] J. Sahambi, S. Tandon, and R. Bhatt, "Using wavelet transforms for ECG characterization," IEEE Engineering in Medicine and Biology, 1997.
- [7] V. Afonso, W. Tompkins, T. Nguyen, and S. Luo, "ECG beat detection using filter banks," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 46, 1999.
- [8] T. Last, C. D. Nugent, and F. J. Owens, "Multi-component based cross correlation beat detection in electrocardiogram analysis," BioMedical Engineering OnLine, 2004.
- [9] B. K'ohler, C. Hennig, and R. Orglmeister, "QRS detection using zeros crossing counts," 2001.
- [10] S. Suppappola and Y. Sun, "Nonlinear transforms of ECG signals for digital *QRS* detection: A quantitative analysis," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 41, 1994.
- [11] P. Trahanias, "An approach to *QRS* complex detection using mathematical morphology," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 40, no. 2, 1993.
- [12] G. M. Friesen, T. Jannett, M. A. Jadallah, S. L. Yates, S. R. Quint, and H. T. Nagle, "A comparison of the noise sensitivity of nine *QRS* detection algorithms," IEEE, 1990.
- [13] S. Jalaleddine and C. Hutchens, "Ambulatory ECG wave detection for automated analysis: A review," ISA Trans., vol. 26, no. 4, 1987.
- [14] O. Pahlm and L. Sörnmo, "Software *QRS* detection in ambulatory monitoring: A review," Med. Biol. Eng. Comput., vol. 22, 1984.
- [15] P. Laguna and L. Sörnmo, Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications. Elsevier, 2005.
- [16] G. B. Moody and R. G. Mark, "The MIT-BIH arrhythmia database on CD-ROM and software for use with it," Computers in Cardiology. IEEE Computer Society Press, 1990.
- [17] A. Taddei, A. Biagini, and et al., "The european ST-T database: Development, distribution and use," Computers in Cardiology. IEEE Computer Society Press, 1991.
- [18] ANSI/AAMI-EC57, "Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST segment measurement algorithms," AAMI Recomended Practice/American National Standard, 1998, url: <http://www.aami.org>.
- [19] B. Köhler, C. Hennig, and R. Orglmeister, "The principles of software *QRS*detection," IEEE Engineering in Medicine and Biology, 2002.