

# Detector de QRS inspirado en Filtrado Óptimo y Paquetes de Onditas.

Carlos M. Pais<sup>1</sup> y Hugo Leonardo Rufiner<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup>Facultad de Ingeniería, Univ. Nac. de E. Ríos, Oro Verde, E. Ríos, Argentina  
(cmpais@hotmail.com, lrufiner@bioingenieria.edu.ar)

<sup>2</sup>Facultad de Ingeniería y Cs. Hídricas, Univ. Nac. del Litoral, Santa Fe, Argentina

<sup>3</sup>Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Argentina

**Abstract.** Para el procesamiento y análisis del electrocardiograma (ECG) cada vez mayor cantidad de aplicaciones requieren la detección en tiempo real del complejo más prominente de la señal, el QRS. En el presente trabajo se describe un nuevo algoritmo para la detección on-line robusta del QRS en la señal de ECG. Este nuevo enfoque retoma algunos conceptos clásicos pero posee la particularidad de estar centrado en encontrar los puntos de máximo parecido de la señal en cuestión con un átomo previamente seleccionado a partir de un diccionario basado en Paquetes de Onditas. El algoritmo propuesto brinda la ventaja de una detección robusta y eficiente del QRS, con relativo menor esfuerzo de cálculo, lo que posibilita su implementación en tiempo real en microcontroladores de 8 bits de uso general.

**Keywords:** Paquete de onditas, detección de QRS, filtrado óptimo.

## 1 Introducción

La señal electrocardiográfica (ECG) brinda información sobre la actividad eléctrica del corazón [1] y es uno de los registros no invasivos más utilizados, tanto para la detección de anomalías cardiovasculares [2], como para acceder a información acerca del sistema nervioso autónomo [3], el sistema respiratorio [4] y hasta en disciplinas nuevas como la psicofisiología [5] y las neurociencias [6]. El complejo QRS es, dentro de esta señal, la porción más prominente y la que marca la despolarización ventricular. En la gran mayoría de los algoritmos de detección de patrones del ECG, todos los cálculos son referidos al punto R de este complejo, de allí la importancia que su detección robusta y eficiente reviste en cualquier procesamiento del ECG.

En la actualidad cada vez se presta menos atención a la carga de cálculo que un algoritmo de detección conlleva, salvo cuando vayan a ser implementados en sistemas embebidos que trabajen en tiempo real y/o sean alimentados por pilas. En este último caso es imperioso optimizar la cantidad de cálculos a realizar por la unidad de procesamiento debido a que, por ejemplo, una vez terminados los cálculos se puede colocar en modo hibernación o apagar el oscilador interno hasta el próximo ciclo. Pensando

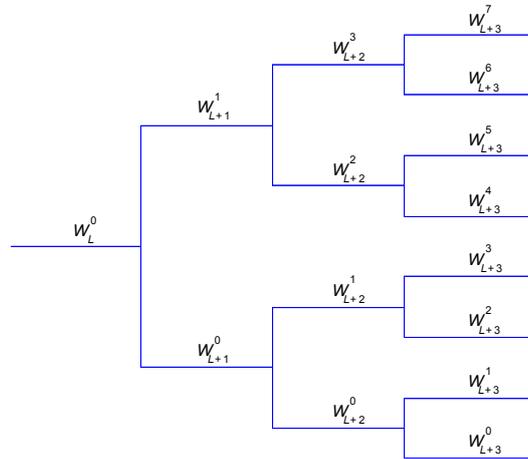
en este tipo de aplicaciones, el presente trabajo está orientado a detectar el QRS de forma robusta y con la menor carga de cálculo posible, a partir de combinar conceptos clásicos con técnicas más recientes.

## 2 Materiales y Métodos

### 2.1 Descomposición en Paquetes de Onditas

La Descomposición en Paquetes de Onditas (WPT, del inglés Wavelet Packet Transform) surge de la utilización de un razonamiento sugerido por Wickerhauser [7], que generaliza el análisis multiresolución basado en la teoría de Onditas. De acuerdo con este enfoque es posible descomponer también las componentes de alta frecuencia (detalles), en la misma forma que los componentes de baja frecuencia (aproximaciones).

Sea  $V_k$  un espacio de aproximación multiresolución que se descompone en un espacio  $V_{k+1}$  de menor resolución y un espacio de detalle  $W_{k+1}$ . En lugar de dividir sólo los espacios de aproximación  $V_k$  para construir los espacios de detalle  $W_k$  y las bases de onditas tradicionales, se puede también dividir los espacios de detalle. La partición recursiva de los espacios vectoriales puede ser representada mediante un árbol binario. Si las señales son aproximadas a la escala  $2L$ , a la raíz del árbol se le asocia el espacio de aproximación  $V_L$ . Cada nodo del árbol binario está etiquetado por  $(k, p)$ , donde  $k - L \geq 0$  corresponde a la profundidad del árbol, y  $p$  es el número de nodos que quedan debajo de él a la misma profundidad  $k - L$ . La Figura 1 muestra un ejemplo de la descomposición en subespacios de un árbol binario de WPT.



**Fig. 1.** Ejemplo de árbol binario de espacios de Paquetes de Onditas.

Para cada nodo  $(k, p)$  se asocia un espacio  $W_k^p$ , que admite una base ortonormal  $\{\psi_k^p(t - 2^k n)\}$ ,  $n \in \mathbb{Z}$ , a medida que se desciende en el árbol. Los dos bases ortogonales en los nodos hijos son definidos por las siguientes relaciones:

$$\psi_{k+1}^{2p}(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h[n] \psi_k^p(t - 2^k n)$$

$$\psi_{k+1}^{2p+1}(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g[n] \psi_k^p(t - 2^k n)$$

donde  $g$  y  $h$  corresponden a los filtros de descomposición pasa-altos y pasa-bajos respectivamente. En la raíz se tiene  $W_L^0 = V_L$  y  $\psi_L^0 = \varphi_L$ .

En un sentido un poco más general es posible ver a cada paquete de onditas  $\psi_k^p(t - 2^k n)$  como una función en  $L_2(R)$  bien localizada tanto en el tiempo como en la frecuencia. Es posible entonces describir a cada uno de estos átomos por medio de sus características temporales y frecuenciales. El conjunto de todos los átomos definidos de esta manera constituye un diccionario paramétrico de funciones con diferentes propiedades en función de los filtros  $h$  y  $g$  utilizados. Esta gran variedad de morfologías y comportamientos permite seleccionar el paquete de onditas que más se ajuste a las características de la señal de interés.

## 2.2 Fundamentos de Detección de QRS

Es mucha la diversidad de estructuras que pueden ocuparse para diseñar un detector de QRSs. Entre los algoritmos que comparten las características de mínima carga de cálculo y alto desempeño se encuentran los clasificados como clásicos o comunes [8]. Este tipo de algoritmos comparten la estructura en bloques que se presenta en la Figura 2.

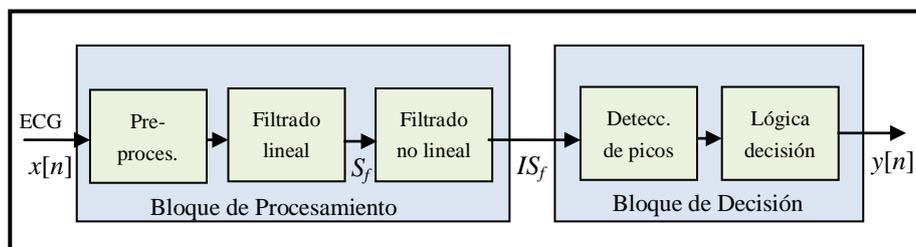


Fig. 2. Estructura típica de los detectores clásicos de QRS. Adaptado de [8]

Salen de este esquema todos los algoritmos basados en redes neuronales, enfoque sintáctico, predictores adaptativos, filtros adaptativos, algoritmos genéticos, etc. [8]. Este tipo de detectores han quedado fuera de análisis en este trabajo debido, principalmente, a la relativamente alta carga de cálculo que éstos conllevan.

En el esquema clásico de la Figura 2 el preprocesamiento filtra los principales ruidos que normalmente afectan al ECG, como son el movimiento de línea de base, el ruido por contracción muscular y el ruido por inducción de línea eléctrica [9]. El filtrado lineal, por su parte, es normalmente un sistema tipo pasa banda que permite pasar sólo

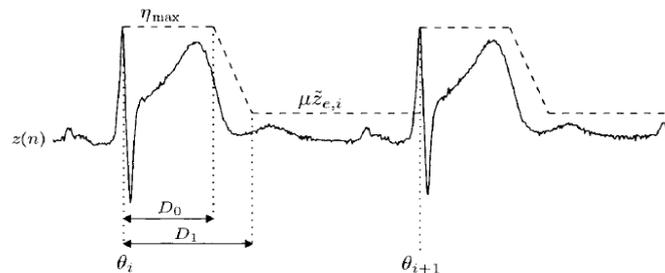
el contenido de la señal que concuerda con el ancho de banda del QRS. Las etapas de preprocesamiento y filtrado lineal son llevados a cabo por 3 o 4 etapas de filtros, preferentemente FIR [1], colocados en cascada.

A la señal de ECG resultante del filtrado lineal, se la procesa mediante filtros no lineales que tienen por objeto resaltar en amplitud el QRS. En la bibliografía se reportan diversas estrategias de filtrado no lineal, entre las que pueden nombrarse: obtención del valor absoluto, aplicación de diferentes normas sobre diferentes longitudes de tramo de la señal, productoria de valores anteriores de la señal, filtrado adaptativo, función signo, valores cuadráticos, multiplicación de valores anteriores, etc. [1] [10]. El bloque que toma la salida del filtrado no-lineal es el de la lógica de detección de picos. Éste detecta el cruce de la señal de salida por encima de un umbral que es definido de forma empírica. En la mayoría de los trabajos más recientes, el umbral va siendo adaptado de acuerdo a la amplitud de los QRSs detectados en la señal resultante del filtrado no lineal (ver Figura 3).

Debido a que todos los detectores deben completarse con la aplicación, al menos, de un período refractario, la lógica de detección de picos debe contemplar un bloque de reglas de decisión. El período refractario es un período de latencia inmediatamente posterior a la detección de un QRS en el que no puede ocurrir un nuevo latido, ni siquiera aunque se supere el umbral. Esta condición se aplica por una limitación fisiológica impuesta por el período refractario del músculo cardíaco en sí.

Reglas como ésta se ocupan con la finalidad de reducir el número de falsos positivos ya que ponen restricciones heurísticas basadas en tiempos y signos de los segmentos que pueden ser detectados.

Con el objeto de disminuir la cantidad de falsos negativos, muchos algoritmos basados en procesamiento en computadoras de banco, efectúan una búsqueda hacia atrás en el tiempo, si es que no se ha detectado QRS dentro de un determinado lapso posterior al último latido. Esto implica haber dejado en memoria una cantidad de señal de al menos el doble del período promedio de los últimos latidos.



**Fig. 3.** Señal de ECG con la referencia del umbral adaptativo y los períodos refractario absoluto ( $D_0$ ) y relativo ( $D_1$ ) [1].

### 2.3 Filtros Óptimos y su aplicación a la detección del QRS.

Los algoritmos que realizan la detección del QRS basada en el esquema lineal de filtrado óptimo, en general, reemplazan todo o parte del filtrado lineal por un filtrado óptimo (denominado a veces filtrado por coincidencia, que también suele ser lineal). El filtrado óptimo lineal se lleva a cabo mediante la implementación de la fórmula de convolución lineal discreta clásica:

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

donde  $w[n]$  es la plantilla (en tiempo invertido) del QRS a ser detectado [11].

En muchos algoritmos que trabajan con este esquema, se toma como plantilla al QRS que es obtenido del primer latido marcado de forma manual por el operador, o que es detectado por el cruce de un umbral de amplitud [12]. Algunos trabajos adaptan (mediante distintas estrategias) la morfología de la plantilla a medida que se van detectando los QRSs [13].

Si  $w[n]$  no es invertida en el tiempo, la operación puede ser tomada como una correlación cruzada o producto interno entre la porción de señal analizada ( $N$  muestras) y la plantilla. De esta forma, el filtrado óptimo genera una señal que es proporcional, instante a instante, al “parecido” entre la señal en estudio y su plantilla.

Para “medir” este parecido, en la bibliografía se presentan diferentes fórmulas, entre las que pueden nombrarse la Diferencia Promedio de Magnitud Cruzada (AMCD, del inglés Average Magnitud Crossed Difference), el Coeficiente de Correlación de Forma (CWA, del inglés Correlation Waveform Analysis), la Diferencia de Áreas (AD, del inglés Area Difference), la Diferencia de Área Promedio (MDA, del inglés Mean Difference Area) y la Diferencia de Área Normalizada (NAD, del inglés Normalized Area Difference) [14]. Cada una de ellas resalta algún aspecto en particular de este parecido o explota la posibilidad de llevarlo a cabo con la menor cantidad posible de operaciones.

### 2.4 Datos utilizados y validación de resultados.

En este trabajo se utilizó la base de datos MIT/BIH [15] para ajustar los parámetros y estimar el desempeño del algoritmo propuesto. Esto se debe a que es una de las más utilizadas en este campo, viene provista de anotaciones manuales efectuadas por médicos expertos y cubre una amplia gama de arritmias .

Intentando reflejar las condiciones de trabajo normal de un sistema embebido alimentado por pilas, se remuestrearon todos los registros y anotaciones de la base de datos, llevándolos a una frecuencia de muestreo de 250 muestras/segundo antes del procesamiento. Esta frecuencia de muestreo es la aceptada por la gran mayoría de los trabajos dedicados a la detección de patrones del ECG [16] (excluyendo a aquellos destinados a la detección de potenciales tardíos, que no son objeto de este trabajo). Remuestrear la señal obligó a interpolar los registros de la base de datos (mediante splines cúbicos), los que estaban muestreados originalmente a 360 Hz.

A partir de las anotaciones manuales con las que viene marcado cada uno de los registros de esta base de datos y los resultados obtenidos, se estimaron dos parámetros de referencia, la sensibilidad  $Se = TP/(TP+FN)$  y la predictibilidad positiva  $P_+ = TP/(TP+FP)$ , donde  $TP$  es el número total de *verdaderos positivos*,  $FN$  el número total de *falsos negativos* y  $FP$  el número total de *falsos positivos*.

La  $Se$  refleja el porcentaje de latidos que han sido detectados correctamente por el algoritmo sobre el total de latidos existentes. El valor  $P_+$  refleja el porcentaje de latidos correctamente detectados sobre el total de latidos detectados.

Se considera un verdadero positivo cuando la diferencia de tiempo entre un latido anotado y el latido detectado no es superior a 150 ms, de conformidad con los requisitos de precisión en la detección de QRS de la norma ANSI/AAMI-EC57: 1998 (otros autores [17] utilizan una ventana de 320 mseg, lo que hace que estos trabajos reporten una mayor  $Se$ ). Se considera falso negativo cuando el algoritmo falla en localizar (dentro de la tolerancia de 150 mseg. mencionada) un QRS anotado en la base de datos. Por el contrario, se toma como falso positivo, toda vez que el algoritmo marca la existencia de un QRS en aquel lugar donde no existe tal anotación en la base de datos.

En nuestro caso se analizaron de esta forma 92.232 latidos contenidos en 22 registros, cada registro posee señal de dos derivaciones distintas, una del plano frontal y otra del plano sagital. Se reservaron 9.200 latidos para ser utilizados en las pruebas preliminares y para los ajustes de los parámetros del algoritmo propuesto. El haber utilizado para la validación latidos de diferentes planos del ECG permite esperar un buen funcionamiento del detector frente a diferencias en la morfología de los latidos. Además, constituye una tarea de detección más difícil que la de otros trabajos del área.

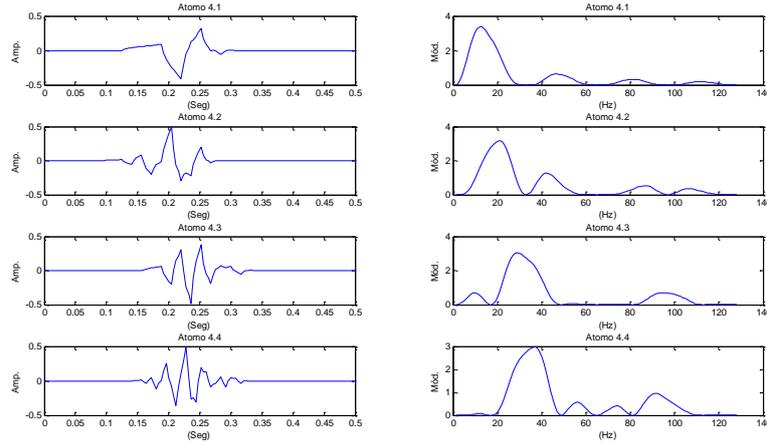
### 3 Detector inspirado en Filtrado Óptimo y Paquetes de Onditas

Para la elección del enfoque a utilizar en el diseño del algoritmo de detección de QRS se tuvieron en cuenta dos criterios: complejidad y desempeño teórico. Se diseñó el algoritmo para que resultara relativamente simple, que pudiera correr en tiempo real en microcontroladores de 8 bits y no ocupara todos sus recursos de tiempo y memorias. Por esto, en el detector desarrollado, se minimizó la cantidad de multiplicaciones y sumas en el tiempo, evitando cálculos complejos, como pueden ser raíces o logaritmos. Se aplicaron sólo multiplicaciones y sumas, en aritmética de punto fijo, sobre el valor presente de la señal y sus valores pasados. Para ello, se reemplazaron los bloques de preamplificación y filtrado lineal de la Figura 2 por un único bloque de filtrado óptimo.

A diferencia de los filtros óptimos tradicionales que toman como plantilla a la morfología de un QRS, en este detector el filtrado óptimo se realiza utilizando como plantilla un átomo seleccionado a partir de un diccionario Paquete de Onditas.

Se decidió probar con los filtros óptimos conformados por distintos átomos obtenidos de los diccionarios generados con las 2 onditas identificadas en la bibliografía como las de mayor parecido temporal al QRS [18]. Por ello se trabajó con las onditas Daubechies con 4 y 8 momentos nulos, y con Symmlets de 8 momentos nulos, con el

objetivo adicional de comparar los resultados entre onditas no simétricas y cuasi-simétricas.  
 Una vez definidas las onditas con las que se iba a trabajar, se eligieron los átomos del diccionario Paquete de Onditas en función del parecido de su espectro (ver Figura 4) con el espectro del QRS [19], el que se encuentra centrado en 15 Hz y con un ancho de banda de 20 Hz.



**Fig. 4.** Evolución temporal y espectro de los diferentes átomos de la escala 4 para la ondita Daubechies con 4 momentos nulos (no simétrica). En los paneles de la izquierda las abscisas corresponden a la amplitud y en paneles de la izquierda las abscisas corresponden al módulo del espectro.

Para generar los diferentes átomos  $fWPK$  de los diccionarios Paquetes de Onditas de tiempo discreto se utilizó el algoritmo rápido inverso [20]. Se implementó un detector para cada átomo elegido y se seleccionaron los parámetros óptimos del algoritmo, haciéndolo trabajar sobre un subconjunto reducido de 4 registros de la Arritmia Data-Base del MIT [15]. Este subconjunto de señales no fue utilizado finalmente en las pruebas de validación del algoritmo. En función de los resultados obtenidos en estas pruebas también se fijó la cantidad óptima de muestras de cada átomo.  
 Para obtener la señal  $S_f$  de salida del filtrado óptimo, en el presente trabajo se decidió implementar una simplificación del CWA dada por [14]:

$$S_f[n] = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} (fWPK[n-i] - \overline{fWPK}) (x[n-i] - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (fWPK[n-i] - \overline{fWPK})^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (x[n-i] - \bar{x})^2}} \quad (2)$$

siendo  $\mathbf{x}$  el vector de señal bajo análisis y  $\bar{x}$  su promedio;  $fWPK$  la plantilla correspondiente y  $\overline{fWPK}$  el valor promedio de la misma.

En esta ecuación, al restar del vector de señal  $x$  su valor promedio, se elimina la tendencia (detrending) que viene trayendo el ECG. Esto evita llevar a cabo el preprocesamiento destinado a abstraer el ruido de línea de base. Como puede verse en la Ecuación (2), el denominador está conformado por el módulo de la ventana de la señal menos su promedio y el módulo de la plantilla menos su promedio. El módulo de la plantilla menos su promedio es una constante. Buscando disminuir la cantidad de operaciones y basado en un criterio práctico, se reemplazó el módulo de la señal menos su promedio, por el valor absoluto de la resta entre la señal y su valor promedio. Pudieron comprobarse similares resultados respecto de la fórmula original.

Luego de haber explorado y probado diferentes alternativas de filtrado no-lineal, se decidió, en función del desempeño reportado por diferentes autores [10] [21], implementar la etapa de filtrado no-lineal basado en el esquema propuesto por Hamilton y Tompkins (H-T) [22].

De esta forma, sobre la salida de la señal filtrada ( $S_f$ ), se aplica el algoritmo H-T que devuelve  $IS_f$ , la señal de la integral de la energía de  $S_f$  (tomada en ventanas de tiempo de 100 meg, iguales a la longitud promedio del QRS). Sobre  $IS_f$  se aplica en tiempo real un algoritmo de umbral adaptativo [23] que detecta la ocurrencia de QRSs.

El bloque que toma la salida del filtrado no-lineal  $IS_f$  es el de la lógica de detección de picos. En este trabajo, este bloque sigue un esquema de umbral adaptativo [23], por lo que cada vez que la señal de salida del filtrado no lineal cruza el umbral, éste sigue a esta señal hasta que se verifique un cambio de tendencia. Éste es el punto que es identificado como un QRS. A partir de allí el umbral va decayendo de forma exponencial con el tiempo, para permitir que el próximo cruce pueda ser de menor amplitud que el último detectado.

En la Figura 5 pueden observarse las señales de salida de cada una de las etapas para distintas morfologías de señal.

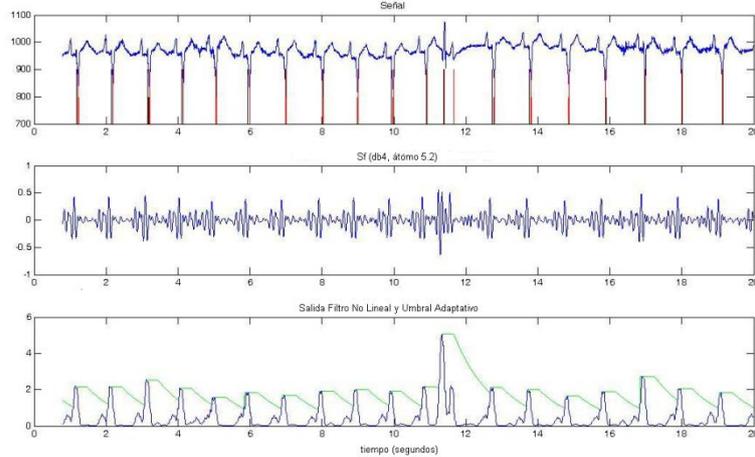
La lógica de detección de picos es completada por las reglas de decisión. En el detector diseñado, éstas se confinan a verificar que el latido detectado no caiga en período refractario. Por esto, luego de una detección positiva, el sistema bloquea cualquier otra posible aparición de QRS por un lapso de 270 mseg, atendiendo a que la máxima frecuencia cardíaca posible es de 220 latidos/minuto.

En el detector de QRS propuesto no se implementó la lógica de búsqueda hacia atrás presentada en la Sección 2.3 debido a la excesiva carga de cálculo y memoria que ésta conlleva, lo que imposibilita su implementación en tiempo real.

En todos los casos, frente a resultados similares se optó por las ventanas y filtros más cortos, atendiendo a que la cantidad de multiplicaciones y sumas crece con la longitud de éstos.

## 4 Resultados y discusión

En esta sección se presentan los resultados de las pruebas de validación del algoritmo propuesto una vez ajustados los diferentes parámetros según se explicó en la sección anterior. Se trabajó sobre un total de 92.232 QRSs originalmente anotados en la base de datos y se obtuvieron los resultados que se presentan en la Tabla 1 para los diferentes átomos de los diferentes diccionarios de Paquetes de Onditas.



**Fig. 5.** Panel superior: señal en azul y marcas de detección en rojo. Panel del medio: señal de salida  $S_f$  del filtrado óptimo mediante el átomo 5.2 del diccionario Paquetes de Onditas para la ondita Daubechies con 4 momentos nulos. Panel inferior: en azul la señal de salida del filtro no lineal  $IS_f$  y en verde el umbral adaptativo.

Para comparar los resultados obtenidos con el detector diseñado en este trabajo contra un detector clásico basado en filtrado lineal tradicional, se implementó un algoritmo que contempla todos los bloques de la Figura 2. Este algoritmo de referencia preprocesa la señal mediante un filtro FIR tipo pasa bajos con rechazo de frecuencia de 50 Hz, en cascada con un filtro pasa altos IIR de orden 8 con corte en 0.8 Hz. El bloque de filtrado lineal está conformado por dos filtros cortos IIR en cascada que conforman un pasa banda centrado en 15 Hz. El resto de los bloques de este algoritmo de referencia comparten las mismas características del detector basado en filtrado óptimo y Paquete de Onditas presentados anteriormente. Pudo verificarse que el costo computacional del detector clásico basado en filtrado tradicional (implementado en Matlab y sin optimizar) es aproximadamente 3 veces mayor que el algoritmo inspirado en filtrado óptimo y paquetes de ondita, presentado en este trabajo.

**Tabla 1.** Resultados del desempeño del algoritmo frente a la elección de diferentes átomos para diferentes familias de onditas comparados con el algoritmo clásico de referencia.

Ondita	Átomo	Sensibilidad (%)	Predictibilidad Positiva (%)
Daubechies 4	3.1	63.91	59.27
	4.2	<b>88.01</b>	89.36
	4.2	83.27	87.41
	5.2	87.87	<b>98.16</b>
	5.3	87.87	95.67
Daubechies 8	3.1	75.45	72.41
	4.1	85.07	89.27

	4.2	80.67	88.67
	5.2	<b>88.93</b>	<b>95.13</b>
	5.3	70.01	76.12
Symmlets 8	3.1	76.27	76.91
	4.1	89.04	95.22
	4.2	<b>89.57</b>	<b>96.12</b>
	5.2	88.09	95.13
	5.3	86.09	94.95
Algoritmo clásico		<b>93.01</b>	<b>97.73</b>

En la tabla se presentan además de los nombres de la ondita, la ubicación de cada átomo dentro del diccionario, siguiendo la codificación planteada en la Figura 1.

En la Tabla 1 se hace evidente que, pese a la sencillez del algoritmo, la predictibilidad positiva con la mejor configuración de parámetros es muy alta (98.16 %) pero la sensibilidad se encuentra bastante por debajo (87.87%) del algoritmo de referencia. Esto se debe a que (como puede observarse en la Figura 5) el algoritmo es muy robusto frente a los diferentes ruidos y cambios de morfología de la señal, pero, los latidos ectópicos suelen complicar su detección, o la de los latidos subsiguientes.

Como era de esperarse, en la Tabla 1 también puede observarse que los mejores resultados coinciden con los de los Paquetes de Onditas no simétricos, lo que coincide con la morfología no simétrica típica del QRS.

## 5 Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo se ha discutido el diseño e implementación de un nuevo algoritmo inspirado en filtrado óptimo y diccionarios Paquetes de Onditas que gracias a su sencillez pudo ser implementado, con un buen desempeño en microcontroladores de 8 bits de la marca Microchip, familia PIC16F87XA.

En trabajos futuros para mejorar la sensibilidad del algoritmo, siguiendo el esquema propuesto en [1], es posible implementar y correr en paralelo otro detector con el mismo enfoque propuesto en este trabajo. Este segundo detector podría contar con una plantilla basada en el átomo con máximo parecido espectral al latido ectópico. Esta modificación podría mejorar la sensibilidad del detector, pero dificultaría su implementación en un único microcontrolador de 8 bits de uso general. Es factible también aplicar otros algoritmos para detectar los latidos ectópicos o anómalos, como pueden ser los de búsqueda hacia atrás [1], algoritmos genéticos, enfoque sintáctico [8], etc., pero todos ellos resultan imposibles de implementar en tiempo real con procesadores de bajo poder de cálculo.

## Bibliografía

1. Laguna P. Sörnmo L., *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and*

*Neurologic Applications.*: Elsevier Academic Press, 2005.

2. C. A. Bertolassi, *Cardiología 2000*. Buenos Aires: Medica Panamericana, 2000, vol. 3.
3. Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society for Pacing and Electrophysiology, "Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use.," in *Circulation.*, 1996, vol. 93.
4. Bailon R., Vergara J.M., Laguna P. Gil E., "PTT Variability for Discrimination of Sleep Apnea Related Decreases in the Amplitude Fluctuations of PPG Signal in Children," 2010.
5. Picard R. Healey J. A., "Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors," 2004.
6. Sénard J.M., Démonet j. F., Pastor J. Causse M., "Monitoring cognitive and emotional processes through pupil and cardiac response during dynamic versus logical task," in *Applied Psychophysiology and Biofeedback.*: SpringerLink, 2010, vol. 32.
7. Wickerhauser M., "Lectures on Wavelets Packet Algorithms," 1991.
8. Carsten Hennig, Orglmeister R. Bert-Uwe Köhler, "The Principles of QRS Detection," 2002.
9. THOMAS C. JANNETT, MANAL AFIFY JADALLAH, STANFORD L. YATES, STEPHEN R. QUINT, H. TROY NAGLE GARY M. FRIESEN, "A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithm," vol. 37, no. 1, 1990.
10. Sun Ying Suppappola S., "Nonlinear transforms of ECG signals for digital QRS detection: a quantitative analysis," vol. 41, 1994.
11. Mills D. Allen R., "Time-Domain Signal Analysis," in *SIGNAL ANALYSIS. TIME, FREQUENCY, SCALE, AND STRUCTURE*. Piscataway, NJ 08854: IEEE Press, 2004.
12. Sallinen S., Nissila S. Ruha A., "A real-time microprocessor QRS detector system with a 1-ms timing accuracy for the measurement of ambulatory HRV," vol. 44, 1997.
13. Tompkins W. J. Hamilton P. S., "Adaptative Matched Filter for QRS Detection," 1988.
14. Hu WC, Chen CM, Weng CH Lin CC, "Heart Rate Detection in Highly Noisy Handgrip Electrocardiogram," 2008.
15. MIT. MIT/BIH Database Distribution.
16. Chiari L. Di Marco L., "A wavelet-based ECG delineation algorithm for 32-bit integer online processing".
17. Khaled N, Rincon F, Atienza D Boichat N, "Wavelet-based ECG delineation on a wearable embedded sensor platform," no. 256-261, 2009.
18. Tiwari A. K. Singh Brij N., "Optimal selection of wavelet basis function

applied to ECG signal denoising," 2006.

19. WEBSTER J., TOMPKINS W. THAKOR N., "Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter," vol. BME, no. 31, 1984.
20. Stanford University - USA. WAVELAB 850. [Online]. <http://www-stat.stanford.edu/~wavelab/>
21. P. Kumar, M. Jain, and S. Chandra, "Low Cost, Low Power QRS Detection Module Using PIC ," 2011.
22. TOMPKINS W. HAMILTON P., "Quantitative Investigation of QRS Detection Rules Using the MIT/BIH Arrhythmia Database," vol. BME 33, no. 12, 1986.
23. Christov I., "Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold," 2004.