

Capítulo 2

DETECCIÓN DE ONDAS DE ACTIVIDAD

VENTRICULAR EN EL ECG

2.1 Introducción

La detección automática de las ondas del ECG es una parte importante en el diagnóstico de enfermedades cardíacas. Un buen rendimiento de un sistema de análisis automatizado del ECG depende principalmente de una detección confiable y exacta del complejo QRS, así como de las ondas P y T. La detección del complejo QRS es la parte más importante en el análisis automatizado del ECG, ya que una vez identificado se puede realizar un análisis más detallado de las ondas, segmentos e intervalos restantes.

Los algoritmos para detectar el QRS generalmente se dividen en tres categorías: no-sintácticos, sintácticos e híbridos. Los algoritmos basados en una aproximación sintáctica son muy lentos, debido a la necesidad de inferencias gramaticales para cada clase de patrones [Pietka 1991], así que los más aplicados son no-sintácticos [Xie et al. 1992, Gritzali et al. 1989, Pan y Tompkins 1985, Hamilton y Tompkins 1986]. Generalmente, estos detectores primero filtran la señal con un filtro pasabanda (o un filtro adaptado) para suprimir las ondas P y T y el ruido; después se aplica a la señal una transformación (por ejemplo se deriva) para resaltar los complejos QRS, y finalmente se utilizan reglas de decisión para determinar si los complejos QRS están presentes en la señal. Estas técnicas tienen principalmente dos problemas: la banda de frecuencia del complejo QRS es diferente en cada sujeto e incluso para diferentes latidos del mismo sujeto; y las bandas de frecuencia del ruido y el complejo QRS se solapan. Aunque un filtro adaptado puede mejorar la relación señal a ruido, su efecto

está limitado por la variabilidad de los complejos QRS en diferentes latidos del mismo sujeto.

Los algoritmos automáticos para medir el final de la onda T (T_e) se pueden dividir en dos categorías: algoritmos basados en umbral y algoritmos basados en la intersección de una pendiente y una línea isoeletrica. En los algoritmos basados en umbral, éste puede ser un porcentaje del pico de la onda T (T_p), la derivada de T_p o la integral de la onda T; la metodología de este tipo de algoritmo es similar a la utilizada en la medición manual. Algunos algoritmos basados en características de la pendiente de la onda T son: la intersección de una línea isoeletrica en el segmento TP con: (a) una tangente al punto de máxima pendiente de la onda T; (b) una línea que pasa a través de T_p y el punto de máxima pendiente de la onda T; y (c) una línea de mínimos cuadrados alrededor de la región de máxima pendiente. En este tipo de algoritmos la metodología difiere de la medición manual en que la aproximación a T_e es con una línea recta [Xue y Reddy 1997, McLaughlin et al. 1995]. Otras técnicas utilizan: (a) extrapolación a la línea de base con curvas exponencial o parabólica [Dey et al. 1991], (b) técnicas de promediado de latidos sinusales [Zaidi et al. 1996] y (c) por medio de fórmulas [Rautaharju et al. 1990].

El problema que se presenta en la medición automática de T_e son sus componentes de baja frecuencia (fig. 1.6), ya que a menudo es difícil determinarlo cuando la onda T es plana y su retorno a la línea de base está contaminada con ruido [Laguna et al. 1990, McLaughlin et al. 1995, Xue y Reddy 1997]. Otro problema es la fusión de T_e con la onda U que origina diferentes definiciones de T_e como son: la del nadir entre las ondas T y U o la del punto donde la tangente de máxima pendiente intersecta la línea isoeletrica, que podrían llevar a una estimación menor de T_e [Statters et al. 1994, Kautzner y Malik 1997].

Debido a las limitaciones de los algoritmos anteriores en cuanto a robustez frente al ruido, artefactos y derivas de línea de base, en este trabajo se utiliza la transformada wavelet (WT) para la detección de ondas del ECG. La capacidad de detección de transitorios de la WT, así como su robustez frente al ruido y noestacionariedades, se ha utilizado en el ECG para: (a) detección de ondas [Li et al. 1995, Sahambi J.S. et al. 2000]; (b) detección de componentes anormales en el intervalo QT [Couderc et al. 1997]; (c) detección y clasificación de ondas P [Michaelis et al. 1993]; (d) detección y

clasificación de arritmias cardíacas malignas (VF, VT y AF) [Khadra et al. 1997]; (e) detección de potenciales ventriculares tardíos (VLPs) [Morlet et al. 1993, Tuteur et al. 1989, Jones et al. 1992]; (f) extracción del QRS fetal y cancelación del QRS materno [Echeverría et al. 1996]; (g) compresión de señales [Crowe et al. 1992]; (h) monitoreo del ECG antes y después de la angioplastia [Gramatikov et al. 1995] y (i) análisis de latidos cardíacos [Senhadji et al. 1995].

Aunque la idea de analizar señales en diferentes escalas y resoluciones ha existido desde inicios de siglo [Haar 1910, Franklin 1928, Calderon 1964], la teoría conocida como teoría wavelet fue desarrollada recientemente con los trabajos de Grossman y Morlet [1984] y Meyer [1992]. Daubechies [1988] y Mallat [1989] vincularon la teoría wavelet al procesamiento de señales discretas. La WT es la descomposición de la señal sobre un conjunto de funciones obtenidas de una única función llamada wavelet "madre" o prototipo por medio de dilataciones y contracciones (escalados) así como desplazamientos en el tiempo. La WT tiene una resolución tiempo-frecuencia variable sobre el plano tiempo-frecuencia y satisface la desigualdad de Heisenberg, ya que la representación tiene buena resolución temporal en altas frecuencias y buena resolución frecuencial en bajas frecuencias [Mallat 1989]. Esto es muy importante en el análisis de señales biológicas, ya que la mayor parte de las características estadísticas de estas señales son no estacionarias.

Se pueden definir tres tipos de WT: (1) la continua (CWT), donde la señal de entrada y los parámetros de escala y tiempo son continuos; (2) la expansión de series wavelet (WSE), donde la señal de entrada es continua y los parámetros de escala y tiempo son discretos; y (3) la discreta (DWT), donde la señal de entrada y los parámetros de escala y tiempo son discretos. En la práctica no es necesario que la WT tenga parámetros de frecuencia (escala) continua, por lo que para reducir la complejidad computacional la escala se puede discretizar por un factor de 2, dando lugar a la transformada wavelet diádica (DyWT). Una ventaja adicional es que, si la función wavelet se deriva de un análisis multiresolución, el cálculo de la WT es muy eficiente [Mallat 1989]. La DyWT exhibe varias propiedades interesantes como: linealidad, invariancia en el tiempo y detección de variaciones abruptas y lentas en la señal.

Entre las wavelets más utilizadas se tienen: las derivadas de una Gaussiana [Couderc et al. 1997], las splines [Unser et al. 1992], las de Daubechies [Daubechies 1988], las coiflets [Daubechies 1993] y las de Morlet [Morlet et al. 1993].

A continuación se presentan las bases teóricas de la WT, en particular de la transformada wavelet continua (CWT) con splines utilizada en este trabajo, el desarrollo de algoritmos de detección del complejo QRS y la onda T con la CWT, los resultados de validación con registros de las bases de datos del MIT-BIH y CSE, y su discusión.

2.2 Transformada wavelet

La CWT está definida como la convolución de una señal $x(t)$ con una función wavelet $\psi(t)$ desplazada en el tiempo por un parámetro de translación b y dilatada por un parámetro de escala a y está dada por [Grossman y Morlet 1984]:

$$\text{CWT}_x(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} X(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

donde $\psi^*(t)$ es el complejo conjugado de la función wavelet $\psi(t)$ que satisface las siguientes condiciones:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} [\psi(t)] = 0 \quad (2)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3)$$

En la primera condición (2), la función debe decaer con respecto al tiempo para garantizar localización y en la segunda (3) la función corresponde a un filtro pasabanda por lo que oscila como una onda. Además, $\psi(t)$ se comprime o se expande dependiendo del parámetro de escala a , por lo que la CWT puede extraer las componentes de alta y baja frecuencia de la señal $x(t)$. La complejidad computacional y la información redundante de la CWT se pueden reducir si el parámetro de escala a se discretiza a lo largo de la secuencia diádica 2^j donde $j = 1, 2, \dots$, obteniendo la DyWT que se define como [Mallat 1989]:

$$\text{DyWT}x(b, 2^j) = \frac{1}{2^j} \int_{-\infty}^{\infty} X(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{2^j} \right) dt \quad (4)$$

$$\text{donde } \psi_{2^j}(t) = \frac{1}{2^j} \psi \left(\frac{t}{2^j} \right)$$

Sobre esta base, Mallat [1989] propuso un algoritmo rápido para calcular esta transformada y demostró que si se selecciona una función wavelet que sea la primera derivada de una función suavizada, entonces los máximos locales de la DyWT indican las variaciones abruptas en la señal, mientras que los mínimos locales indican las variaciones lentas [Mallat y Zhong 1992].

Una limitación del algoritmo de Mallat es que sólo permite calcular la CWT para valores de escala que sean potencias de 2. Un método que permite una discretización más fina de la CWT en los enteros ($a = m$, $b = k$) y evalúa la CWT en cualquier escala entera m , es el método basado en B-splines [Unser et al. 1994] que se describe a continuación. En este método se considera que tanto la señal de entrada $x(t)$ como la wavelet $\psi(t)$ son funciones spline polinómicas de grados n_1 y n_2 respectivamente.

Los B-splines son funciones constituidas por segmentos polinómicos de grado n y longitud unitaria conectados de tal manera que se asegura la continuidad de la función resultante y sus $(n - 1)$ primeras derivadas. Estas funciones son similares a una gaussiana de soporte compacto y son generadas a partir de la convolución iterativa de un B-spline de grado cero.

$$\beta^n(t) = \beta^0 * \beta^{n-1}(t) \quad (5)$$

donde $\beta^0(t)$ es un pulso rectangular unitario centrado. Una función spline se caracteriza por su expansión en splines básicos por:

$$x(t) = \sum_{k \in Z} c(k) \beta^n(t - k) \quad (6)$$

donde β^n es el B-spline central de orden n y la secuencia $c(k)$ son los coeficientes del B-spline. El método spline provee un mapeo entre los dominios continuo y discreto de

la señal; específicamente, existe una relación uno a uno entre la señal discreta $\{x(k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ y su spline polinómico interpolante, que se puede representar por la expansión B-spline (6). Este mapeo se expresa por las siguientes ecuaciones de convolución discreta:

$$x(k) = (b^n * c)(k) \Leftrightarrow c(k) = ((b^n)^{-1} * x)(k) \quad (7)$$

donde: $b^n(k) = \beta^n(k)$ es el kernel B-spline discreto de grado n y $(b^n)^{-1}$ es un operador de filtrado inverso.

Otra propiedad de los splines es que existe un mecanismo muy simple para dilatar las funciones base. Se sabe que un spline polinómico de orden n impar dilatado por un factor entero m continua siendo un spline del mismo orden, por lo que debe existir una secuencia $u_m^n(k)$ tal que:

$$\beta^n(t/m) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} u_m^n(k) \beta^n(t - k) \quad (8)$$

donde $\beta^n(t/m)$ representa un B-spline dilatado por un factor de m y la secuencia u_m^n está dada por la transformada z:

$$u_m^n(z) = \frac{z^{k_0}}{m^n} \left(\sum_{k=0}^{m-1} z^{-k} \right)^{n+1} \quad (9)$$

donde $k_0 = (n + 1)(m - 1) / 2$ es el número de muestras de retardo.

La función wavelet $\psi(t)$ es un spline de grado n_2 y su correspondiente expansión B-spline está dada por:

$$\psi(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} p(k) \beta^{n_2}(t - k) \quad (10)$$

Utilizando (9) y (10), $\psi(t)$ expandida por un factor m está dada por:

$$\psi(t/m) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} ([p] \uparrow_m * u_m^{n_2})(k) \beta^{n_2}(t - k) \quad (11)$$

donde los nuevos coeficientes serán $([p] \uparrow_m * u_m^{n_2})$ y la notación $[p] \uparrow_m(k)$ representa $p(k)$ interpolado por un factor m con ceros. La convolución de dos splines de grado n_1 y n_2 es un spline de grado $(n_1 + n_2 + 1)$; por lo tanto, la CWT de $x(t)$ en la escala m está dada por:

$$\text{CWT}(x(t), m, b) = \sum_{k \in Z} ([p] \uparrow_m * u_m^{n_2} * c)(k) \beta^{n_1 + n_2 + 1}(b - k) \quad (12)$$

Esta fórmula proporciona una representación exacta de la CWT en la escala m como una función del parámetro de translación continuo b . Finalmente, para obtener una representación con valores muestreados, se consideran los valores de las funciones base B-spline en los enteros:

$$\text{CWT}(x(t), m, k) = \sum_{k \in Z} ([p] \uparrow_m * u_m^{n_2} * b^{n_1 + n_2 + 1} * c)(k) \quad (13)$$

donde $b^{n_1 + n_2 + 1}$ es un B-spline discreto de orden $(n_1 + n_2 + 1)$ y el filtro $u_m^{n_2}$ es una cascada de $(n_2 + 1)$ filtros de media móvil de orden $(m - 1)$, más el retardo k_0 que asegura que $u_m^{n_2}$ sea simétrico y por lo tanto que tenga una respuesta de fase lineal.

En este trabajo, para calcular CWT con splines se utiliza el programa SPWAV desarrollado por Arregui [1996] y basado en el algoritmo rápido propuesto por Unser et al. [1994]. El banco de filtros utilizado para implementar este algoritmo tiene filtros paso bajo característicos de la estructura de los B-splines, como se observa en (9); éstos son convoluciones discretas iterativas de sumas por lo que pueden ser calculadas sin ninguna multiplicación, y proporciona algoritmos muy eficientes.

El programa SPWAV calcula la CWT de la señal discreta s para los valores enteros de escala indicados en m , con una wavelet con coeficientes de expansión spline iguales al vector p . La función wavelet $\psi(t)$ utilizada en este trabajo es la primera derivada de un B-spline cúbico de orden 4 expandida por un factor 2 (fig. 2.1). Esta wavelet es muy similar a la primera derivada de una gaussiana, por lo que tiene una buena resolución en tiempo y frecuencia.

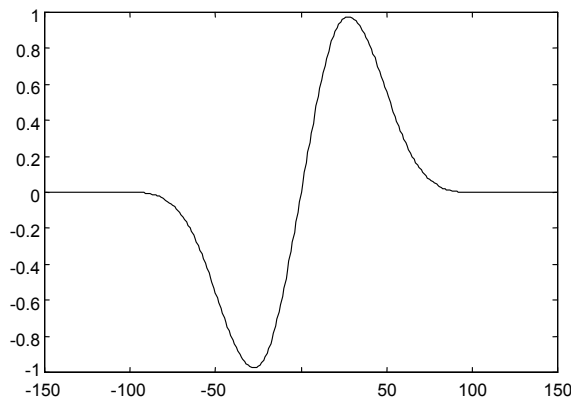


Fig. 2.1 Primera derivada de un B-spline de orden 4 expandida por 2.

La respuesta en frecuencia mediante la transformada de Fourier (FFT) de las wavelets en cinco escalas, y los anchos de banda a -3 dB de los filtros digitales equivalentes para una frecuencia de muestreo (f_s) de 500 muestras/s, se presentan en la fig. 2.2 y en la tabla 2.1 respectivamente.

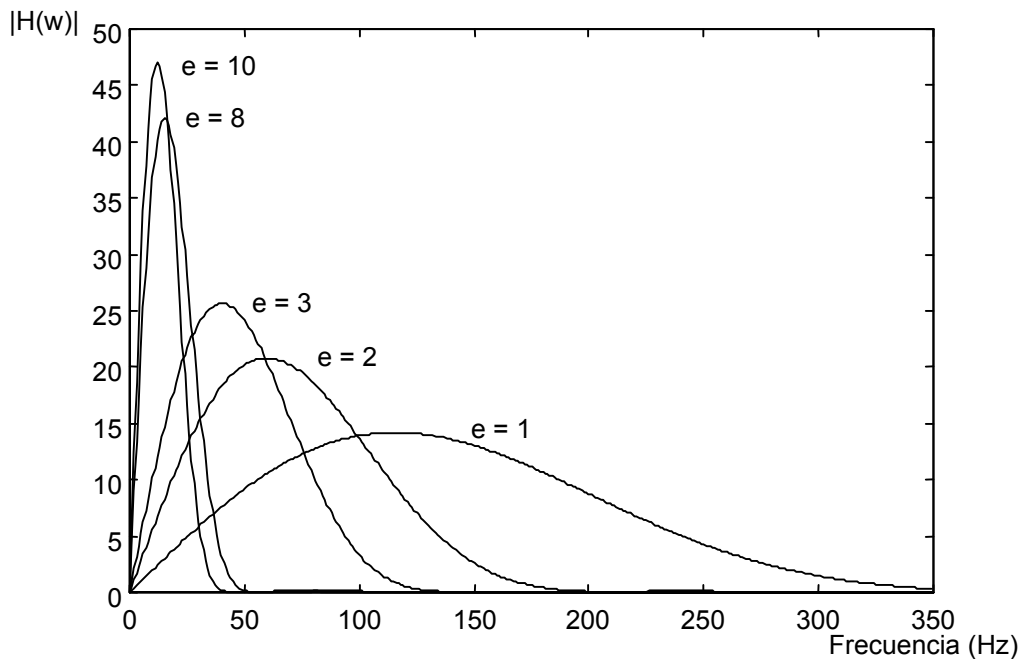


Fig. 2.2 Respuesta en frecuencia de filtros equivalentes en cinco escalas a una f_s de 500 muestras/s. ($H(w)$ = magnitud de FFT, e = escala)

Escala (e)	Ancho de banda -3 dB (Hz)
1	56 – 186
2	30 – 97
3	19 – 64
8	7 – 24
10	6 – 19

Tabla 2.1 Anchos de banda a -3 dB de filtros equivalentes en cinco escalas a una f_s de 500 muestras/s.

2.3 Métodos de detección

2.3.1 Detección del complejo QRS

De acuerdo con la forma de la función wavelet utilizada (fig. 2.1), el complejo QRS corresponde a un par de módulos de máximo valor absoluto (P_{mm}) de la CTW en diferentes escalas, donde la pendiente de subida corresponde a un mínimo negativo y la pendiente de bajada corresponde a un máximo positivo (fig. 2.3(a)). En este caso, el cruce por cero entre el P_{mm} da la posición del pico de la onda R (R_p) con un retardo dependiente de la escala utilizada (fig. 2.3(b)).

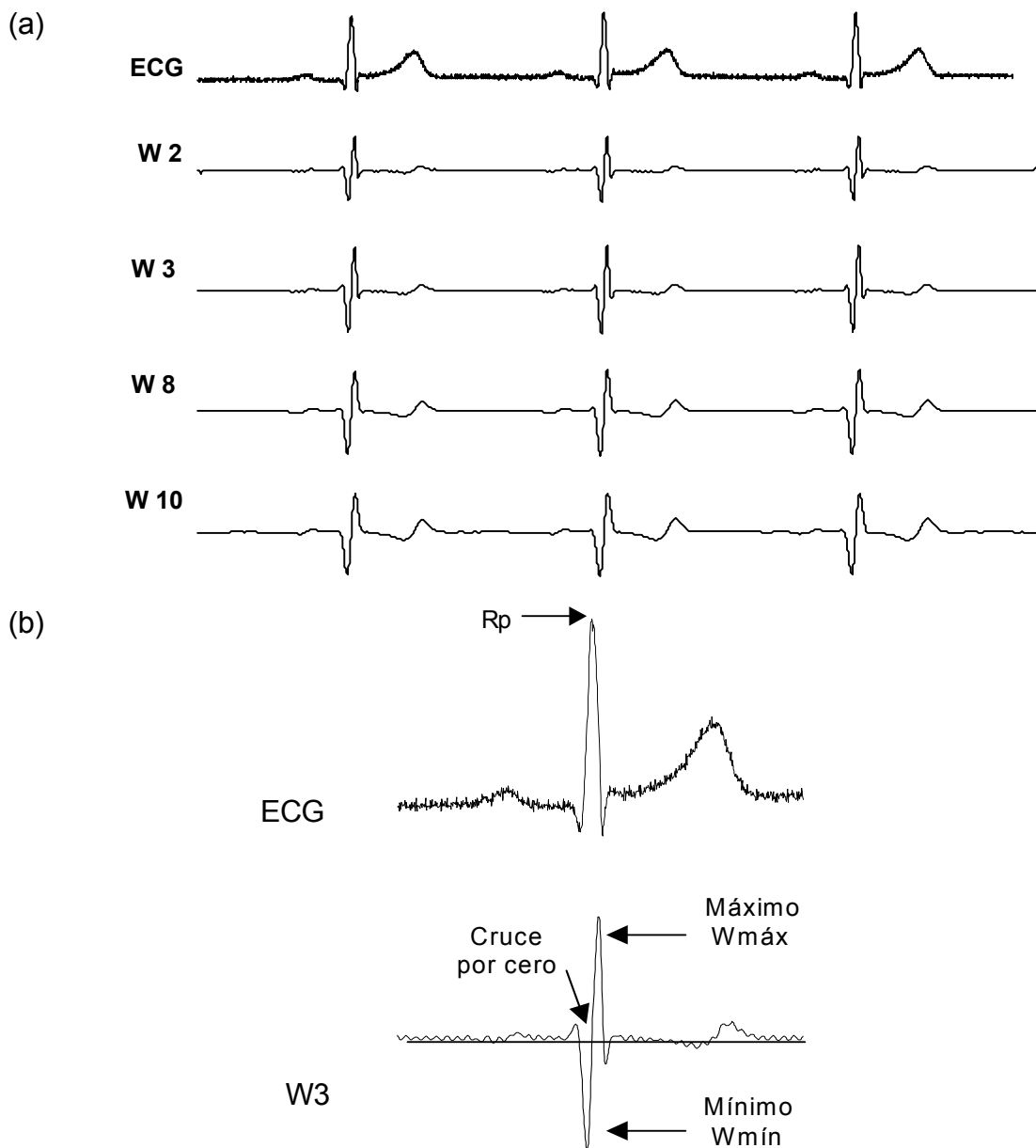


Fig. 2.3 a) ECG y su CWT en las escalas 2, 3, 8 y 10. b) ECG y módulos $W_{máx}$ y $W_{mín}$ (P_{mm}) y cruce por cero de la CTW en la escala 3.

Para seleccionar la escala, en la fig. 1.6 [Thakor et al. 1984], se muestra que la energía del complejo QRS comprende la banda de frecuencias de 3 Hz a 40 Hz y su mayor parte corresponde a las escalas 8 y 12. Sin embargo, para minimizar errores en la detección debido a artefactos de línea de base y movimiento, que comprenden una banda de frecuencias de 0,5 Hz a 7 Hz (fig. 1.6), se ha utilizado la escala 3 que corresponde a un ancho de banda de 19 Hz a 64 Hz (tabla 2.1). El algoritmo de detección de Rp desarrollado se muestra en la fig. 2.4.

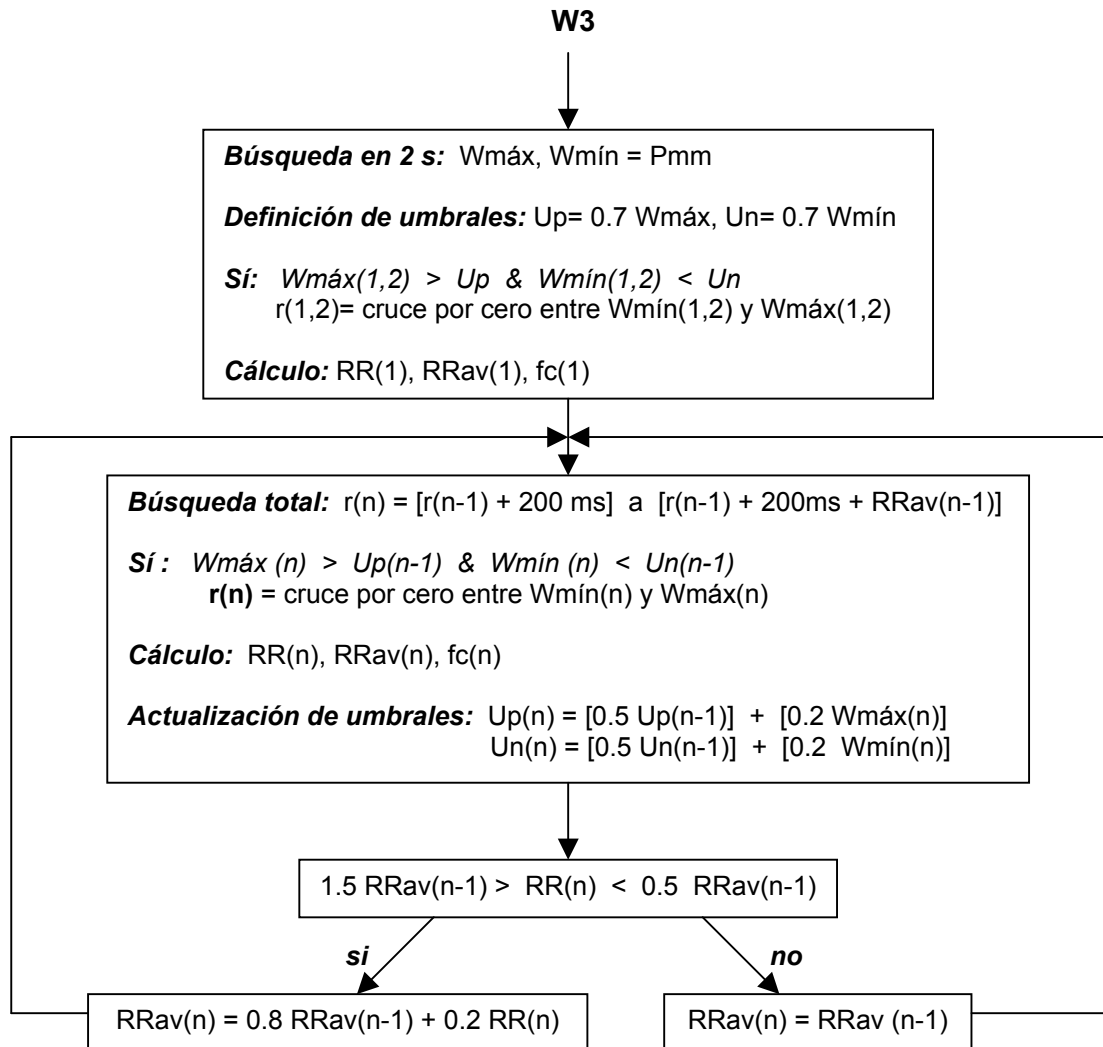


Fig. 2.4 Algoritmo de detección de pico de R.

La detección del Pmm producidos por la onda R se realiza mediante umbrales de la siguiente forma. Primero se busca el máximo Pmm en los primeros 2 s de la señal para definir un umbral positivo U_p y un umbral negativo U_n . Después se buscan los primeros dos Pmm con picos positivo y negativo, $W_{máx}$ y $W_{mín}$, mayores que los umbrales U_p y U_n respectivamente, y también sus cruces por cero correspondientes. Estos cruces por cero representan los dos picos primeros de R y definen los intervalos

iniciales RR y RRav. Posteriormente se detectan los Pmm restantes en la señal de la siguiente forma. Se busca el siguiente Pmm para calcular el Rp correspondiente con una ventana definida en su inicio por un período refractario de 200 ms [Hamilton y Tompkins 1986], y en su final por un intervalo RR promedio (RRav) que está en función del intervalo RRav anterior y el último intervalo RR calculado (RR) [Laguna et al. 1990]. Si el Pmm es mayor que los umbrales Up y Un se detecta el siguiente Rp para calcular los intervalos RR y RRav correspondientes y se actualizan los umbrales que vienen definidos por los umbrales anteriores y los últimos valores $W_{máx}$ y $W_{mín}$ calculados. Al terminar la búsqueda de complejos QRS en la señal, si la distancia entre dos latidos consecutivos es mayor de 1,5 veces el intervalo promedio RRav correspondiente, se realiza una búsqueda de latidos no detectados con umbrales menores.

2.3.2 Detección de inicio y final del complejo QRS

El inicio del complejo QRS se define como el inicio de la onda Q (o la onda R cuando no hay onda Q). El final del complejo QRS se define como el final de la onda S (o la onda R cuando no hay onda S). Como las ondas Q y S contienen componentes de alta frecuencia, es conveniente detectarlas en las escalas 1, 2 o 3 (tabla 2.1). El algoritmo desarrollado para detectar el inicio (Q_i o R_i) del complejo QRS se muestra en la fig. 2.5.

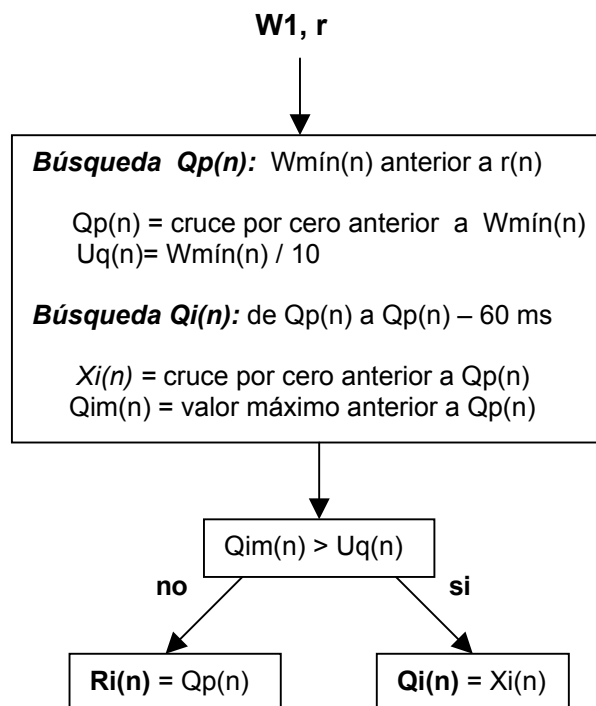


Fig. 2.5 Algoritmo de detección de inicio de complejo QRS.

Desde el pico negativo W_{\min} del Pmm de la onda R se realiza una búsqueda para encontrar el cruce por cero Q_p que corresponde al inicio del Pmm. En este punto se retrocede para buscar un pico positivo mayor que el umbral U_q en una ventana de 60 ms; en caso afirmativo existe onda Q y desde este punto se encuentra el cruce por cero anterior a Q_p que corresponde a Q_i (fig 2.6). Por el contrario, si dicho pico es menor que U_q , no existe onda Q y el inicio del complejo QRS es el inicio de la onda R (R_i). Ambos puntos tienen un retardo que depende de la escala utilizada.

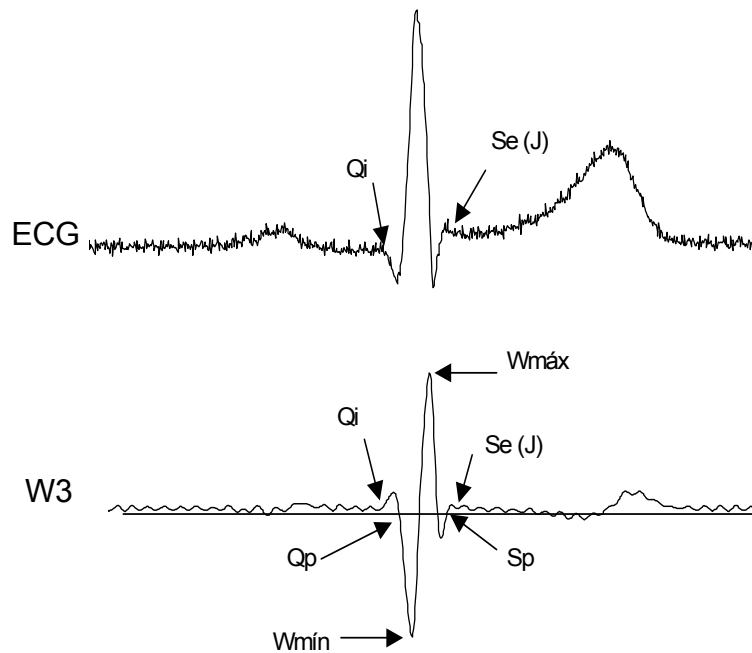


Fig. 2.6 ECG y puntos característicos de la CTW en la escala 3 para la detección de inicio (Q_i) y final (Se) del complejo QRS.

Para detectar el punto J o final del complejo QRS $Se(J)$, primero se busca el cruce por cero Sp (cruce por cero posterior al final del Pmm) desde el pico positivo W_{\max} del Pmm de la onda R (fig. 2.6). El algoritmo desarrollado para detectar el final ($Se(J)$) del complejo QRS desarrollado se muestra en la fig. 2.7. El punto J o Se se define como el primer punto de inflexión después del punto Sp , y en algunos casos puede ser el mismo que el punto Sp . Desde Sp se busca primero un pico positivo y después, a partir de este pico, un punto de máxima pendiente en una ventana de 20 ms que corresponde a Se (el punto J) con un retardo que depende de la escala utilizada.

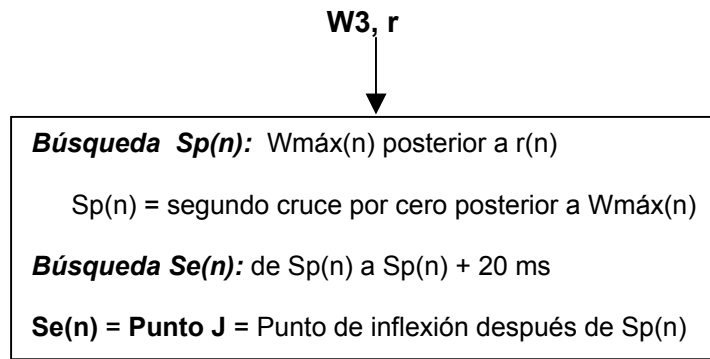


Fig. 2.7 Algoritmo de detección del final del complejo QRS.

2.3.3 Detección de pico y final de la onda T

La onda T corresponde a un Pmm de la CWT en la escala 8 localizados después del final del complejo QRS con un cruce por cero entre ellos (fig. 2.8). Este cruce por cero proporciona la posición del pico de la onda T (T_p), tanto para ondas T positivas como negativas, y el final de la onda T (T_e) corresponde al final del Pmm. Los puntos T_p y T_e tienen retardos que dependen de la escala utilizada. Para seleccionar la escala, en la fig. 1.6 [Thakor et al. 1984] se muestra que la energía de la onda T está en la banda de 0,5 Hz a 10 Hz, mientras que los artefactos de movimiento y derivas de línea de base tienen una frecuencia de 0,5 Hz a 7 Hz. Por consiguiente, para reducir errores en la detección se ha utilizado la escala 8 que corresponde a un ancho de banda de 7 Hz a 24 Hz (tabla 2.1).

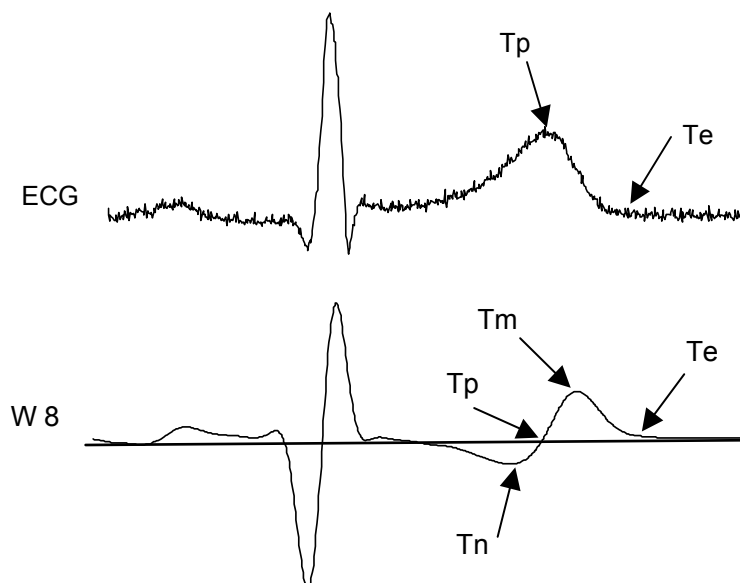


Fig. 2.7 ECG y puntos característicos de la CTW en la escala 8 para detectar el pico (T_p) y el final (T_e) de la onda T.

El algoritmo desarrollado para detectar T_p y T_e se muestra en la fig. 2.8. El procedimiento de detección es el siguiente: a partir de R_p se define una ventana de búsqueda que es una función de la frecuencia cardíaca, para localizar el Pmm creados por la onda T, de tal manera que el tamaño de la ventana se reduzca cuando RR disminuya [Laguna et al. 1990]. Posteriormente se buscan los puntos T_n y T_m que corresponden al mínimo y máximo del Pmm de la onda T. Los cruces por cero entre T_n y T_m , y el posterior a T_m proporcionan la posición de T_p y T_e respectivamente.

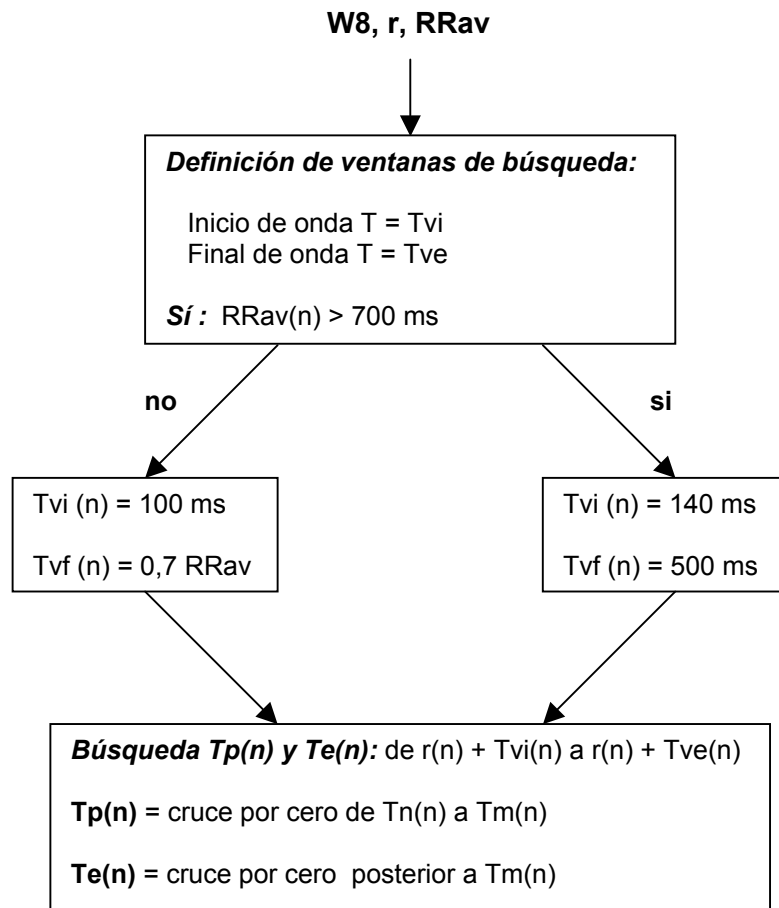


Fig. 2.8 Algoritmo de detección del pico (T_p) y final (T_e) de la onda T.

2.4 Resultados

El algoritmo de detección del complejo QRS se ha evaluado con ocho registros de 30 min de duración de la base de datos de arritmias del MIT-BIH, utilizando como entrada al algoritmo el canal 1 del ECG de dos canales. Los resultados se muestran en la tabla 2.2.

Registro	Latidos	Falsos positivos (latidos)	Falsos negativos (latidos)	Detecciones falsas	
				(latidos)	(%)
100	2272	0	1	1	0,04
101	1864	0	1	1	0,05
102	2187	0	0	0	0
103	2084	0	0	0	0
104	2229	17	4	21	0,9
105	2571	31	13	44	1,71
107	2135	0	1	1	0,04
108	1753	3	10	13	0,7
Totales	17095	51	30	81	0,47

Tabla 2.2 Resultados del algoritmo de detección del complejo QRS para registros de la base de datos del MIT-BIH.

Para estos registros el algoritmo genera 51 falsos positivos y 30 falsos negativos para un total de detecciones falsas de 81 (0,47%). Los registros utilizados se caracterizan por tener ráfagas de ruido, derivas de línea de base y artefactos de movimiento. En la fig. 2.9 se muestran las detecciones del complejo QRS realizadas con el algoritmo en el registro 105, que es el más ruidoso de esta base de datos y el 108 que tiene ondas P altas y agudas.

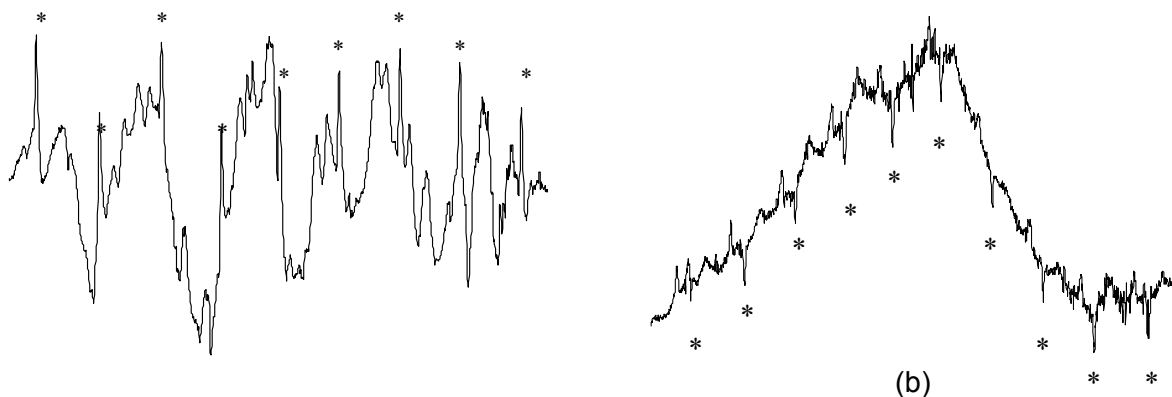


Fig. 2.9 Detecciones del complejo QRS en los registros: (a) 105 y (b) 108. (El símbolo * marca las localizaciones de los picos de R detectadas por el algoritmo)

La validación de los algoritmos de detección de inicio y final del complejo QRS, y final de la onda T se ha realizado con la base de datos multiderivaciones de la CSE [Willems J.L. 1988], de donde se han utilizado 25 registros con medidas

manuales. En estos registros se ha detectado el inicio más temprano (QRS) y el final más largo (QRS y onda T) para cada registro de 15 derivaciones. Los parámetros utilizados para validar los algoritmos son la media (m) y la desviación standard (sd) de las diferencias entre las medidas manuales (REcse) y las medidas automáticas (WT) de Qi, Se y Te para cada registro. En la tabla 2.3 se muestran los resultados y se observa que los algoritmos de detección de Qi, Se y Te, están sobradamente dentro de los límites de tolerancia para desviaciones con respecto a la medición por expertos SDcse [CSE 1985].

Registro CSE	Qi			Se			Te		
	WT	CSE	WT-CSE	WT	CSE	WT-CSE	WT	CSE	WT-CSE
Mo1_001	3180	3186	-6	3318	3312	6	3656	3648	8
Mo1_006	1472	1478	-6	1572	1562	10	1846	1844	2
Mo1_011	1994	1998	-4	2104	2094	10	2376	2366	10
Mo1_016	1404	1408	-4	1498	1492	6	1772	1770	2
Mo1_021	2460	2466	-6	2580	2570	10	2953	2944	9
Mo1_026	4024	4026	-2	4200	4194	6	4480	4474	6
Mo1_031	2328	2332	-4	2436	2430	6	2714	2706	8
Mo1_036	1846	1848	-2	1982	1974	8	2251	2244	7
Mo1_041	2194	2198	-4	2338	2330	8	2640	2624	16
Mo1_046	1106	1112	-6	1254	1248	6	1588	1584	4
Mo1_051	1680	1684	-4	1780	1774	6	2003	1996	7
Mo1_056	3158	3164	-6	3266	3260	6	3615	3606	9
Mo1_061	1892	1894	-2	1988	1984	4	2305	2296	9
Mo1_066	4178	4184	-6	4294	4286	8	4629	4612	17
Mo1_071	3738	3742	-4	3832	3826	6	4115	4106	9
Mo1_076	2746	2752	-6	2910	2902	8	3152	3144	8
Mo1_081	3062	3068	-6	3192	3184	8	3489	3476	13
Mo1_086	2600	2604	-4	2746	2736	10	3116	3104	12
Mo1_091	6534	6536	-2	6660	6654	6	6972	6966	6
Mo1_096	1810	1814	-4	1940	1932	8	2218	2210	8
Mo1_101	2104	2110	-6	2202	2192	10	2468	2460	8
Mo1_106	2228	2232	-4	2336	2326	10	2670	2664	6
Mo1_111	1888	1886	-2	1994	1984	10	2188	2184	4
Mo1_116	9318	9324	-6	9418	9410	8	9719	9712	7
Mo1_121	5440	5446	-6	5568	5562	6	5858	5848	10
m ± sd	- 4,48 ± 1,5			7,6 ± 1,8			8,2 ± 3,6		
Límites de tolerancia para desviaciones con respecto a expertos [CSE 1985]									
sd (CSE)	6,5			11,6			30,6		

Tabla 2.3 Resultados de validación de los algoritmos de detección de los puntos Qi, Se y Te del complejo QRS y onda T para registros de la base de datos CSE en milisegundos.

También se ha realizado un análisis cuantitativo de los errores en la detección de los puntos de interés del complejo QRS y la onda T (Q_i, S_e, T_p, T_e), debido a varias clases de ruido como son: la interferencia de la línea eléctrica, las derivas de línea de base y el ruido debido a las contracciones musculares. Los ruidos debido a la interferencia de la línea eléctrica y derivas de línea de base se han modelado, respectivamente, como ondas sinusoidales de 50 Hz y 0.5 Hz con una amplitud del 50% de la amplitud pico-pico del ECG. El ruido muscular se ha modelado como un ruido aleatorio de distribución normal de valor medio 0 y una desviación standard del 5 % de la amplitud pico-pico del ECG. El ECG de referencia es el registro M01_097 (derivación V6, latido 6) de la base de datos CSE. Para el análisis se añadió cada ruido al ECG de referencia para formar tres señales sintéticas con ruido como se muestra en la fig. 2.10.

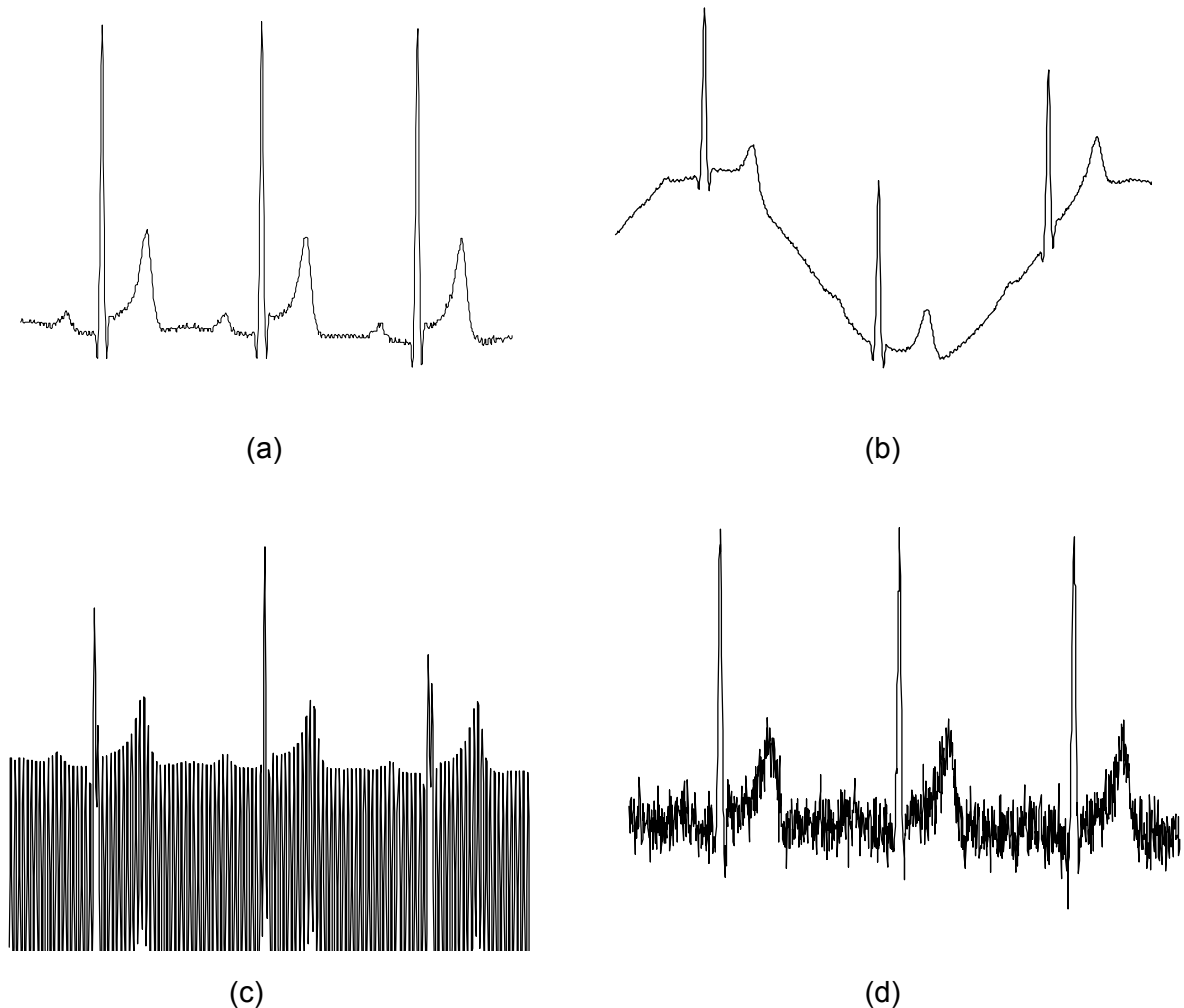


Fig. 2.10 Señales para el análisis de errores en la detección de Q_i , S_e y T_e debido al ruido. (a) ECG, (b) ECG con señal de 0.5 Hz (S_{db}), (c) ECG con señal de 50 Hz (S_{ie}), y (d) ECG con ruido muscular (S_m).

En la tabla 2.4 se muestran los resultados de la detección así como la escala donde se obtuvo el menor error. Los errores obtenidos con respecto al ECG de referencia fueron: en la interferencia eléctrica (Sie) de 2 ms en los cuatro puntos, en el ruido de deriva de línea de base (Sdb) de 8 ms y 4 ms en Te y Tp respectivamente, y para el ruido muscular (Sm) de 2 ms en Qi y Te, y 4 ms en Tp. La magnitud de los errores en todos los puntos se encuentra dentro de los límites aceptables.

Señal	Escala WT			Qi	Se	Tp	Te
	Qi	Se	Te				
ECG	2	3	8	4070	4166	4336	4424
Sie	4	4	8	4072	4168	4336	4422
Sdb	2	3	6	4070	4166	4332	4432
Sm	3	3	11	4072	4166	4332	4422

Tabla 2.4 Resultados en la detección de Qi, Se Tp y Te en señales con varias clases de ruido.

2.5 Discusión

Los algoritmos para detectar puntos característicos del complejo QRS y la onda T utilizados en este trabajo están basados en la WT. Esta técnica proporciona una información multiescala, ya que en el dominio de la frecuencia las funciones wavelet en cada escala actúan como filtros pasabanda sobre la señal. Estas características permiten analizar la señal en varias escalas o resoluciones y reducir la influencia del ruido, artefactos y derivas de línea de base.

La función wavelet utilizada es la primera derivada de un B-spline cúbico de orden 4 expandida por un factor de 2. Esta wavelet es muy similar a la primera derivada de una gaussiana, por lo que tiene una buena resolución en tiempo y frecuencia. Para calcular la WT se utilizó el método basado en B-splines que evalúa la WT en cualquier escala entera; esto permite tener un rango más amplio de escalas para seleccionar y reducir en forma más eficiente la influencia del ruido.

El algoritmo de detección del complejo QRS desarrollado tiene una exactitud de 99.5 % para los ocho registros analizados de la base de datos del MIT-BIH. La exactitud de los algoritmos de detección de puntos característicos (Qi, Se y Te) del complejo QRS y onda T desarrollados, evaluada en 25 registros con medidas

manuales de la base de datos de 15 derivaciones de la CSE, está dentro de los límites de tolerancia para desviaciones con respecto a la medición por expertos.

Con una apropiada selección de la escala es posible minimizar los errores en la detección de los puntos de interés del complejo QRS y la onda T (Q_i, S_e, T_p, T_e), debido a varias clases de ruido. Los máximos errores fueron de 2 ms para Q_i y S_e , de 4 ms para T_p y de 8 ms para T_e , los cuales se encuentran dentro de los límites aceptables. De acuerdo con estos resultados, el método propuesto basado en la WT tiene la exactitud de un experto humano, lo que permite una estimación confiable de los intervalos de actividad ventricular, y es robusto frente al ruido y artefactos.