



Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería

ISSN: 0718-3291

facing@uta.cl

Universidad de Tarapacá

Chile

Vidal Silva, Cristian; Gatica Rojas, Valeska; Alegria León, David; Arce Lillo, Paul
MEJORAMIENTO DE ALGORITMO CLÁSICO DE DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS EN SEÑAL
ELECTROCARDIOGRÁFICA

Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería, vol. 18, núm. 2, agosto, 2010, pp. 176-182
Universidad de Tarapacá
Arica, Chile

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=77216407004>

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

redalyc.org

Sistema de Información Científica

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

MEJORAMIENTO DE ALGORITMO CLÁSICO DE DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS EN SEÑAL ELECTROCARDIOGRÁFICA

IMPROVEMENT OF CLASSIC QRS COMPLEX DETECTOR ALGORITHM IN ELECTROCARDIOGRAPHIC SIGNALS

Cristian Vidal Silva¹ Valeska Gatica Rojas²
David Alegría León³ Paul Arce Lillo⁴

Recibido 8 de octubre de 2009, aceptado 14 de julio de 2010

Received: October 8, 2009 Accepted: July 14, 2010

RESUMEN

La identificación temporal de complejos QRS en una señal electrocardiográfica (señal ECG) es una tarea de amplia investigación y numerosas aplicaciones prácticas. Este trabajo presenta las mejoras realizadas a un algoritmo para la detección de complejos QRS de una señal ECG conocido como algoritmo de Holsinger, utilizando características presentes en un detector de complejos QRS conocido como algoritmo de Hamilton-Tompkins. Se detalla cada una de las mejoras graduales realizadas en algoritmo de Holsinger, con la revisión de su rendimiento en la identificación temporal de complejos QRS sobre registros de señales electrocardiográficas (señales ECG) de una base de datos pública (base de datos de arritmias del MIT-MIT-BIH), con el objetivo de demostrar empíricamente que es posible obtener un mejor rendimiento en algoritmo simple de detección de complejos QRS, con la conservación de su simplicidad, mediante la inclusión de técnicas clásicas de procesamiento digital de señales (DSP).

Palabras clave: Señal ECG, complejo QRS, detector QRS, algoritmo de Holsinger, algoritmo de Hamilton-Tompkins.

ABSTRACT

The temporal identification of QRS complex in an electrocardiographic signal (EKG signal) is a task with extended research and many practical applications. This work presents the improvements done to an algorithm for detecting QRS complex of an EKG signal known as Holsinger algorithm. For this effect, characteristics present in a complex QRS detector known as Hamilton-Tompkins algorithm are used. Each progressive improvement done to the Holsinger algorithm is detailed showing its QRS complex temporal identification performance over electrocardiographic signal records (EKG signals) from a public database (arrhythmia MIT database – MIT BIH), with the objective of showing in practice that it is possible to get a better performance, preserving simplicity, with a simple QRS detection algorithm including classical digital signal processing (DSP) characteristics.

Keywords: EKG signal, QRS complex, QRS detector, Holsinger algorithm, Hamilton-Tompkins algorithm.

INTRODUCCIÓN

El complejo QRS representa gráficamente la despolarización de los ventrículos del corazón y está formado, en la mayoría de los casos, por las ondas Q, R y S respectivamente, dando lugar a la forma de onda más característica y de fácil identificación y/o detección en un ciclo cardiaco de una señal electrocardiográfica (señal ECG) [1]. Debido

a esta última propiedad, existen numerosos trabajos de investigación asociados a la detección de un complejo QRS en un ciclo cardiaco de una señal ECG mediante el diseño y desarrollo de soluciones algorítmicas. Con la identificación temporal precisa de complejos QRS, es posible determinar la frecuencia cardiaca de la persona que se realiza el examen ECG, entre otras aplicaciones prácticas [1-3].

¹ Escuela de Ingeniería Informática Empresarial. Universidad de Talca. 2 Norte #685. Talca, Chile. E-mail: cvidal@utalca.cl

² Escuela de Kinesiología. Universidad de Talca. 2 Norte #685. Talca, Chile. E-mail: vgatica@utalca.cl

³ Escuela de Ingeniería Informática Empresarial. Universidad de Talca. 2 Norte #685. Talca, Chile. E-mail: dalegría@utalca.cl

⁴ IBM Global Services. IBM Edmonton. Alberta, Canadá. E-mail: parce@ca.ibm.com

Un algoritmo detector de complejos QRS permite identificar la localización temporal de complejos QRS en una señal ECG. En la actualidad existen algoritmos para la detección de complejos QRS con uso de técnicas matemáticas modernas y complejas (transformada wavelet [4, 5], vectores de pendiente de forma de onda [6] y algoritmos que utilizan nuevos enfoques computacionales (uso de técnicas de inteligencia artificial [4]). La utilización de técnicas clásicas de DSP no involucra un alto costo computacional en la práctica, lo que permite trabajar sin inconvenientes con señales ECG en tiempo real [7]. Siempre es necesario aprovechar las características propias de la señal ECG.

El objetivo principal de este trabajo es mostrar los cambios realizados en un algoritmo de detección de complejos QRS que utiliza técnicas de DSP clásicas conocido como algoritmo de Holsinger [4, 8-9], con la agregación de algunas técnicas clásicas de DSP presentes en algoritmo conocido como algoritmo de Hamilton-Tompkins [7, 9-12].

El algoritmo de Holsinger en su versión original presenta un rendimiento práctico, en la detección de complejos QRS, no muy efectivo (sección algoritmo de Holsinger). El rendimiento de un algoritmo de detección de complejos QRS es medido de manera estándar [13] según la tasa de aciertos y desaciertos en el proceso de detección. Para esto es necesario considerar el número de latidos de la señal ECG (NV), el número de complejos QRS identificados correctamente (positivos verdaderos, PV), la cantidad de complejos QRS señalados erróneamente (positivos falsos, PF) y el número de complejos QRS no detectados (negativos falsos, NF). La tasa de aciertos se mide como $(NF + PF) / PV * 100$, la que debe ser lo más baja posible, cercana al 0% o con baja tasa de errores. El algoritmo de Hamilton-Tompkins, con el uso de técnicas clásicas de DSP, presenta un excelente rendimiento en la detección de complejos QRS.

El objetivo principal de este trabajo es presentar la obtención de mejores resultados en la detección de complejos QRS de una señal ECG con la utilización de algoritmo de Holsinger, mediante la inclusión gradual de características presentes en el algoritmo de Hamilton-Tompkins. De esta forma es posible conservar la simplicidad global de la versión original de algoritmo de Holsinger y su potencial uso en procesamiento de señales ECG en tiempo real. La validación de rendimiento de la versión original de algoritmo de Holsinger y de cada una de sus mejoras son realizadas con el uso de registros de la MIT-BIH Arrhythmia Database [13-14].

ALGORITMO DE HOLSINGER

El algoritmo de Holsinger es presentado en [15] y se basa en medir la tasa de cambio de la señal ECG e identificar cuando ese valor es superior a un umbral definido en un punto t . Según algunas condiciones adicionales, es posible establecer que el punto t es parte de un complejo QRS. Teniendo estas consideraciones, como se señaló recientemente, este algoritmo es sencillo de entender y ponerlo en práctica. Sin embargo, este algoritmo tiene una alta incidencia de positivos falsos. No obstante, gracias a las modificaciones propuestas en [8], este algoritmo mejora sustancialmente su rendimiento. Sin embargo, como se aprecia en la Tabla 1, aún está presente una baja tasa de rendimiento.

Asumiendo que cada muestra de una señal ECG es representada temporalmente como $x[n]$, donde n representa el tiempo y $x[n]$ el valor muestreado en ese instante de tiempo, la primera derivada de la señal ECG en el tiempo n , en el algoritmo de Holsinger [8, 15], se calcula mediante $y[n] = x[n+1] - x[n-1]$. En este algoritmo, el arreglo $y[n]$ se examina mientras no se encuentre un valor en el tiempo tal que $y[n]$ exceda un umbral de pendiente definido (hasta que $y[i] > 0.45$), donde este punto es considerado candidato a miembro de un complejo QRS. Un punto candidato representa efectivamente un punto que está localizado en un complejo QRS, si alguno de los tres siguientes puntos muestreados permite que la derivada de la señal exceda el umbral de detección ya definido. Esto es, si $y[i+1] > 0.45$ o $y[i+2] > 0.45$ o bien $y[i+3] > 0.45$, entonces $x[i]$ representa un punto que es parte de un complejo QRS.

El algoritmo de Holsinger trabaja con una tasa de muestreo de 250 HZ, con un período de validación de un punto candidato a miembro de un complejo QRS de 12 ms [8]. Cada uno de los parámetros de funcionamiento práctico del algoritmo de Holsinger debe ser redeterminado para una tasa de muestreo diferente. En este trabajo, con el análisis de registros de la base de datos de arritmias del MIT-BIH, se ha establecido de manera empírica un umbral fijo de 32 (valores enteros en registros de MIT-BIH), con $y[n] = x[n+4] - x[n]$ como aproximación a la primera derivada, con el análisis de los seis valores siguientes de $y[n]$, una vez que identifica que $y[n]$ representa un punto candidato a miembro de un complejo QRS (algo más de 16 ms). A continuación, en la Tabla 1, se presentan los resultados de este algoritmo para dos registros de la base de datos de arritmias del MIT-BIH, según la forma estándar de medición descrita en la sección de Introducción.

Tabla 1. Resultados algoritmo de Holsinger –versión original–, para algunos registros base de datos MIT-BIH.

Señal	NP	PV	PF	NF	(PF + NF) / NP
Reg. 118-S. 1	2.278	2.278	79.676	0	3.497,63%
Reg. 118-S. 2	2.278	2.278	77.216	0	3.389,64%
Reg. 108-S. 1	562	562	8.933	0	1.589,50%
Reg. 108-S. 2	562	562	17.299	0	3.078,11%

Nota: NP = Número de Pulsos, PV = Positivos Verdaderos, PF = Positivos Falsos, NF = Negativos Falsos.

Como se aprecia en la Tabla 1, la cantidad de positivos verdaderos (número de complejos QRS) identificados por la versión original del algoritmo de Holsinger, corresponde al número de latidos señalados por MIT-BIH. Sin embargo, aparece una gran cantidad de positivos falsos, lo que provoca una alta tasa de errores de detección de complejos QRS en las señales analizadas. Esto es así, básicamente, debido a la falta de un periodo refractario una vez que se produce una detección de complejo QRS. Generalmente, los puntos adyacentes al punto que se declara como miembro de un complejo QRS tienen una elevada pendiente, por lo que la posibilidad de que sean considerados también como complejos QRS es elevada.

ALGORITMOS DE HAMILTON-TOMPKINS

La pendiente de la onda R es un elemento estándar para identificar la localización temporal de complejos QRS. Dada la naturaleza de la onda R, el uso de un derivador produce la amplificación de las indeseables componentes ruidosas de alta frecuencia en una señal ECG [10, 11]. Existe un alto número de complejos QRS anormales de alta amplitud y larga duración, no reconocidos mediante un enfoque que trabaja sólo con la variabilidad o cambio de pendiente de la señal ECG, debido a la existencia de casos con pendiente de onda R de valor relativamente bajo. Por esta razón, el enfoque de pendiente de la onda R no es completamente óptimo para realizar una detección de complejos QRS de manera precisa. Es necesario extraer información de otros parámetros, tales como la amplitud, ancho y energía del complejo QRS, para así poder obtener buenos resultados en la detección de complejos QRS en una señal ECG [11].

El uso de transformaciones no lineales permite cuantificar la energía del complejo QRS [9-11] y permite ignorar la polaridad del complejo QRS, dando lugar a señales positivas o nulas. De esta manera, la señal ECG procesada se compara con un valor umbral, para determinar si la cantidad de energía es suficiente para afirmar la presencia de un complejo QRS [12].

Los detectores basados en transformaciones no lineales incluyen algunos pasos de procesamiento de la señal ECG, necesarios y útiles en el proceso de detección de complejos QRS: Filtrado Lineal, Filtrado No Lineal, Lógica para Detección de Picos y Reglas de Decisión [10, 11]. Estos pasos se visualizan en la Figura 1 [16].

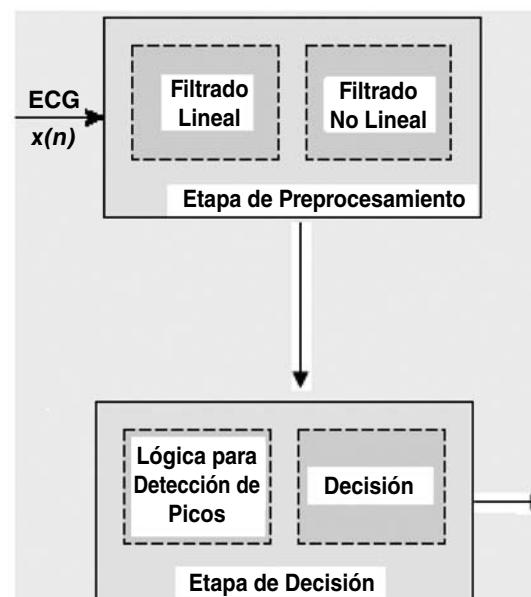


Figura 1. Etapas de un software detector QRS.

El algoritmo de Hamilton-Tompkins, a pesar de que se basa en técnicas clásicas de DSP, en comparación a algoritmos que utilizan técnicas modernas de DSP, aún es un algoritmo efectivo en la práctica [12].

Este algoritmo en su etapa de procesado lineal utiliza filtros de Lynn pasa alto y pasa bajo, con frecuencias de corte de 5 Hz y 11 Hz, respectivamente, para maximizar la energía del complejo QRS. A continuación se utiliza una aproximación a la primera derivada ($y[n] = x[n+1] - x[n]$), la cual se aproxima a una derivada ideal dentro de la banda de paso de la señal ECG [17]. Luego se procede a la aplicación de la transformación no lineal, que se corresponde a $y[n] = x[n]^2$, para ignorar la polaridad de la señal ECG. A continuación, la señal ECG es procesada con una ventana de integración móvil, para así obtener un promedio de un conjunto de muestras, donde se incluyen la muestra actual y algunas muestras pasadas. El ancho de la ventana móvil es determinado de manera empírica, el cual debe coincidir con el mayor ancho de las muestras que son miembros de un complejo QRS. En [11] se escogen 150 ms que equivalen a 30 muestras por segundo.

Como fue señalado anteriormente, el principal objetivo de este trabajo es la inclusión de características DSP de algoritmo de Hamilton-Tompkins en algoritmo de Holsinger, para así lograr un mejor rendimiento de este algoritmo en la detección precisa de complejos QRS. En las siguientes secciones se presenta cada una de las mejoras graduales realizadas.

ALGORITMO DE HOLSINGER MODIFICADO

VERSIÓN 1: INCLUSIÓN DE UN PERÍODO REFRACTARIO

La primera modificación realizada al algoritmo de Holsinger puede ser considerada la más sencilla de todas las mejoras posibles y consiste en la inclusión de un período refractario una vez que se localiza un punto miembro de un complejo QRS en una señal ECG. Este período refractario es un lapso de tiempo en el cual no puede ocurrir un complejo QRS y tiene una duración que está determinada por la fisiología del corazón humano [11, 12]. Las referencias anteriores utilizan períodos refractarios de 100 ms y 200 ms, respectivamente. En este trabajo se utilizará un período refractario de 200 ms. Esta sencilla modificación permite mejorar notablemente el rendimiento del algoritmo de Holsinger, respecto a su versión original, ya que disminuye radicalmente el número de positivos falsos presentes en el rendimiento de la versión original. A continuación, en la Tabla 2, se muestran los resultados de esta versión modificada del algoritmo de Holsinger para los registros de MIT-BIH seleccionados.

Tabla 2. Resultados algoritmo de Holsinger – modificado versión 1–, para algunos registros de base de datos MIT-BIH.

Señal	NP	PV	PF	NF	(PF + NF) / NP
Reg. 118-S. 1	2.278	1.558	874	720	69,97%
Reg. 118-S. 2	2.278	1.650	798	628	62,60%
Reg. 108-S. 1	562	346	246	216	82,20%
Reg. 108-S. 2	562	490	182	72	45,20%

Nota: NP = Número de Pulsos, PV = Positivos Verdaderos, PF = Positivos Falsos, NF = Negativos Falsos.

Como se aprecia en la Tabla 2, el algoritmo de Holsinger con la inclusión de período refractario es muy superior en rendimiento que la versión original del mismo.

ALGORITMO DE HOLSINGER MODIFICADO

VERSIÓN 2: USO DE UMBRAL ADAPTATIVO

Una debilidad palpable del algoritmo de Holsinger es la utilización de un umbral de detección preestablecido.

Así, ante la presencia de señales de alta variabilidad de forma y/o amplitud (situación común en el universo de posibles señales ECG), es posible la obtención de resultados erróneos con la utilización de un umbral fijo. Un detector QRS elaborado debe incluir uno o más umbrales ajustables a las características de la señal a analizar, como lo realiza el algoritmo de Hamilton-Tompkins [11]. El algoritmo de Hamilton-Tompkins utiliza dos buffer que almacenan los últimos *peaks* (umbrales) de ruido y de identificación de punto miembro de complejo QRS previamente identificados. Esta característica es incluida en la siguiente modificación del algoritmo de Holsinger.

En la nueva versión del algoritmo de Holsinger se mantienen dos buffer de muestras de la señal ECG: buffer uno, que registra los valores de amplitud de los últimos puntos miembro de complejos QRS y buffer dos, que almacenará los valores de ruido de la señal ECG. Cada vez que se obtiene una nueva muestra de la señal ECG, la cual no está localizada temporalmente en el período refractario parte del algoritmo de Holsinger modificado versión 1, se procede a comparar la aproximación de la primera derivada con el valor del umbral. Si en este punto se sobrepasa el umbral, se está en presencia de un punto que representa un posible miembro o *candidato* a miembro de un complejo QRS, y se analiza la variabilidad de la señal en derivada en algunas de las muestras siguientes (se analizan los siguientes seis valores de la función $y[n]$), para así validar si el punto candidato es realmente miembro de un complejo QRS. Si finalmente este punto resulta ser miembro de un complejo QRS, este se almacenará en el buffer de registro de valores de amplitud de puntos miembro de complejos QRS. En caso contrario, se afirma que se está en presencia de un valor de ruido y se unirá al buffer de ruido de la señal ECG. La longitud de estos buffer es 8 y 100 muestras, respectivamente. Cuando se está en el período refractario, los valores de la señal son considerados como valores de ruido y se agregan al buffer de ruido. El valor del umbral se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$\text{Umbral} = \alpha EQRS + (1 - \alpha) ER \quad (1)$$

Ecuación (1). Filtro pasa alto de Lynn.

En la ecuación (1), donde se cumple $0 < \alpha < 1$, ER es la estimación del nivel de ruido de la señal ECG y EQRS es la estimación del valor de pico de complejo QRS. Estas estimaciones son valores referentes a la señal ECG en análisis. La estimación del nivel de ruido se realiza con el promedio de los valores presentes en el buffer de ruido de la señal ECG, mientras que la estimación del

valor de pico de complejo QRS se realiza calculando la mediana de los valores presentes en el buffer de los puntos miembros de complejos QRS de la señal ECG bajo análisis.

A continuación, en la Tabla 3, se muestran los resultados de la nueva versión del algoritmo de Holsinger sobre los mismos registros de la base de datos de arritmias del MIT, analizados anteriormente. Se puede apreciar una mejora sustancial de este algoritmo en su nueva versión en comparación a las versiones anteriores.

Tabla 3. Resultados algoritmo de Holsinger –modificado versión 2–, para algunos registros de base de datos MIT-BIH.

Señal	NP	PV	PF	NF	(PF + NF) / NP
Reg. 118-S. 1	2.278	2.265	4	13	0,5%
Reg. 118-S. 2	2.278	2.263	11	15	1,80%
Reg. 108-S. 1	562	538	35	24	10,49%
Reg. 108-S. 2	562	524	76	38	20,28%

Nota: NP = Número de Pulsos, PV = Positivos Verdaderos, PF = Positivos Falsos, NF = Negativos Falsos.

ALGORITMO DE HOLSINGER MODIFICADO VERSIÓN 3: PROCESAMIENTO DE LA SEÑAL UTILIZANDO FILTROS DE ENERGÍA DE COMPLEJO QRS

La última de las mejoras realizadas al algoritmo de Holsinger consiste en la utilización de un filtro pasabanda para lograr maximizar la energía del complejo QRS, cuya banda de paso es estudiada en [18]. La utilización de filtros pasabanda sobre una señal ECG ha sido estudiada en algunos trabajos de detección de complejos QRS [10, 11, 13]. La banda de paso es 5-11 Hz. Para implementar la banda de paso, las referencias previamente indicadas utilizan filtro pasa bajo y filtro pasa alto en cascada, para así lograr la banda de paso deseada. En las siguientes ecuaciones, ecuaciones (2) y (3), se muestra la función de transferencia de filtro pasa bajo y filtro pasa alto, respectivamente.

$$H(z) = \frac{(1-z^{-\alpha})^2}{(1-z^{-1})^2} = \frac{(1-2z^{-\alpha}+z^{-2\alpha})}{(1-2z^{-1}+z^{-2})} \quad (2)$$

Ecuación (2). Filtro pasa bajo de Lynn.

$$H(z) = z^{\frac{-(\alpha-1)}{2}} - \left(\frac{1-z^{-\alpha}}{1-z^{-1}} \right) / \alpha = \frac{-1/\alpha + z^{\frac{-(\alpha-1)}{2}} - z^{\frac{-(\alpha-1)-1}{2}} + z^{-\alpha}/\alpha}{1-z^{-1}} \quad (3)$$

Ecuación (3). Filtro pasa alto de Lynn.

Nótese que en la fórmula matemática de un filtro pasa alto, se resta la ecuación de un filtro pasa bajo a un filtro pasa todo (filtro que no realiza cambios sobre la señal). Los filtros que obedecen las funciones de transferencia presentadas recientemente, reciben el nombre de filtros de Lynn [9, 18]. Los filtros de Lynn son filtros de fase lineal, con la utilización de coeficientes enteros, lo que los habilita para trabajar en procesamiento de señales ECG en tiempo real. En ecuaciones (4) y (5), se muestran las ecuaciones en diferencias de filtros de Lynn pasa bajo y pasa alto, respectivamente.

$$y[n] = 2y[n-1] - y[n-2] + x[n] - 2x[n-\alpha] + x[n-2\alpha] \quad (4)$$

Ecuación (4). Ecuación en diferencias filtro pasa bajo de Lynn.

$$y[n] = y[n-1] - x[n]/\alpha + x\left[n - \frac{(\alpha-1)}{2}\right] - x\left[n - \frac{(\alpha-1)-1}{2}\right] + x[n-\alpha]/\alpha \quad (5)$$

Ecuación (5). Ecuación en diferencias filtro pasa alto de Lynn.

El retardo del filtro pasa bajo de Lynn es $(\alpha-1)$, mientras el retardo del filtro pasa alto de Lynn es $(\alpha-1)/2$.

Según [19], las frecuencias de corte de un filtro pasabanda ideal para trabajar con señales ECG es entre 2-17 Hz. Sin embargo, trabajos como [10, 11] usan un filtro pasa banda de 5-15 Hz.

En este trabajo, para una frecuencia de muestreo de 360 Hz, con $\alpha = 8$ y $\alpha = 35$, en los filtros de Lynn pasa bajo y pasa alto, respectivamente, se obtiene una frecuencia de corte aproximada a la banda de paso necesaria de 5-15 Hz. Gracias a la utilización de filtros de paso, se descarta la información poco relevante en una señal

ECG para la identificación temporal de complejos QRS. A continuación, en la Tabla 4, se muestran los resultados de la incorporación de los filtros de Lynn descritos recientemente, en el algoritmo de Holsinger, para filtrar o preprocesar la señal antes de la etapa de análisis de la señal para la detección de complejos QRS.

Tabla 4. Resultados algoritmo de Holsinger –modificado versión 3–, para algunos registros de base de datos MIT-BIH.

Señal	NP	PV	PF	NF	(PF + NF) / NP
Reg. 118-S. 1	2.278	2.265	1	1	0,08%
Reg. 118-S. 2	2.278	2.263	1	2	0,13%
Reg. 108-S. 1	562	542	1	15	2,84%
Reg. 108-S. 2	562	538	23	21	7,82%

Nota: NP = Número de Pulsos, PV = Positivos Verdaderos, PF = Positivos Falsos, NF = Negativos Falsos.

En la Figura 2 se aprecia en la práctica algoritmo de Holsinger –modificado versión 4–, en sistema ECG [9].



Figura 2. Sistema ECG con algoritmo de Holsinger –Modificado versión 4.

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se implementaron todas las versiones del algoritmo de Holsinger descritas en este trabajo, en los lenguajes de

programación Microsoft Visual Basic, con una interfaz gráfica que permite la visualización de la señal, semejante a un proceso de la señal en tiempo real (Figura 2), para así visualizar el funcionamiento práctico del algoritmo. Todas las implementaciones incluyen una rutina automática de determinación de positivos verdaderos, positivos falsos y negativos falsos, que, al igual que la visualización, es semejante a un proceso en tiempo real. Esto puede derivar, y es parte del trabajo de los autores, en un validador de algoritmos de detección de complejos QRS para los registros ECG de la base de datos de arritmias del MIT (MIT-BIH DB).

Cada versión del algoritmo de Holsinger incluye todas las características de la versión anterior, junto a la nueva mejora. Cada una de las mejoras disminuye la tasa de errores de detecciones de complejos QRS en una señal ECG, para los registros seleccionados de la MIT-BIH DB. Resultados similares se han obtenido con otros registros.

Una de las posibles mejoras a la versión final de este algoritmo es la inclusión de un intervalo de tiempo adaptativo de detección entre dos QRS sucesivos. De esta manera se podrían rechazar con algún grado de probabilidad algunos ruidos próximos a la última detección, como también considerar alguna acción con el umbral de pico (la más razonable parece ser la disminución) cuando se ha sobrepasado el umbral de tiempo. Además, con relativa facilidad se puede lograr la definición de las constantes en función de la frecuencia de muestreo.

Como se ha señalado en este trabajo, una de las ventajas del algoritmo de Holsinger radica en su simplicidad y su bajo costo computacional relativo en la implementación del mismo. Esto lo hace apto para el procesamiento de señales ECG en tiempo real. Cada una de las mejoras no elimina del todo su simpleza, pero está claro que lo hace un poco más complejo. Este algoritmo mejorado será incluido como parte de un sistema de adquisición y tratamiento de señales electrocardiográficas, que está en desarrollo y que es una extensión al trabajo realizado en [9].

AGRADECIMIENTOS

A doctor David Cuesta de la Universidad Politécnica de Valencia, España, por su ayuda en el proyecto de implementación de ECG digital y desarrollo de algoritmos para trabajar con señal ECG.

A doctor Patricio Maragaño, médico cardiólogo del Hospital Regional de Talca, por su apoyo y ayuda clínica en la validación de la efectividad de mejoras realizadas en algoritmo presentado en este trabajo con señales de pacientes reales.

REFERENCIAS

[1] D. Dubin. "Electrocardiografía Práctica: Lesión, Trazado e Interpretación". McGraw-Hill Interamericana, 3^{ra} Edición. España. 1986.

[2] F.A. Lozano, C.R. Rondón y L. Ramírez. "Sistema detector de Taquicardia Ventricular y envío de mensajes a celular". XVII Congreso Argentino de Bioingeniería. VI Jornadas de Ingeniería Clínica. Rosario, Argentina. Octubre 2009.

[3] M. Raola, D. Jiménez, R. Montero y A. Rodríguez. "Análisis del Segmento ST en un Sistema de Monitoreo Ambulatorio". Memorias II Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica. La Habana, Cuba. Mayo 2001.

[4] D. Cuesta. "Estudio de métodos para procesamiento y agrupación de señales electrocardiográficas". Tesis para optar al grado de Doctor. E.P.S. de Alcoi. Universidad Politécnica de Valencia. Valencia, España. Septiembre 2001.

[5] A. Gutiérrez, M. Lara y P. Hernández. "Evaluación de un Detector de Complejo QRS Basado en la Wavelet de Haar, Usando las Bases de Datos MIT-BIH de Arritmias y Europea del Segmento ST y de la Onda T". Computación y Sistemas. Vol. 8 Nº 4, pp. 293-302. Abril-Junio 2005.

[6] X. Xu and Y. Liu. "ECG QRS Complex Detection Using Slope Vector Waveform (SVW) Algorithm". 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS. San Francisco, California, EEUU. September, 2004.

[7] N. Arzeno, Z. De Deng and C. Sang Poon. "Analysis of First-Derivative Based QRS Algorithm". IEEE Transactions Biomedical Engineering. Vol. 55, Issue 2, pp. 478-484. February, 2008.

[8] G.M. Friesen and T.C. Jannett. "A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms". IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Vol. 37, Issue 1, pp. 85-98, January, 1990.

[9] C. Vidal. "Construcción de un Electrocardiógrafo digital y desarrollo de algoritmos para la medición de parámetros de apoyo al diagnóstico médico". Tesis de Licenciatura. Universidad Católica del Maule. Talca, Chile. Enero 2004.

[10] P.S. Hamilton and W. J. Tompkins. "Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database". IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Vol. 33, Issue 12, pp. 1157-1165. 1986.

[11] J. Pan and W.J. Tompkins. "A Real-Time QRS Detection Algorithm". IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Vol. 32, Issue 3, pp. 230-236. 1985.

[12] S. Suppappola and S. Ying. "Nonlinear Transform of ECG Signals for Digital QRS Detection: A Quantitative Analysis". IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Vol. 41, Issue 4, pp. 397-400. April, 1994.

[13] C. Vidal, P. Charnay and P. Arce. "Enhancement of a QRS detection algorithm based on the first derivative, using techniques of a QRS detector algorithm based on non-linear transformations". 4th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering. 2008.

[14] M.I.T BIH Arrhythmia Database, "PhysioBank Archive Index". URL: <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>. Marzo 2009.

[15] W.P. Holsinger, K.M. Kempner, and M.H. Miller, "A QRS pre-processor based on digital differentiation". IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Vol. 18, Issue 3, pp. 121-217. May, 1971.

[16] B.-U. Kohler, C. Henning and R. Orglmeister. "The Principles of Software QRS Detection". IEEE Engineering in Medicine and Biology. Vol. 21, Issue 1, pp. 42-57. January-February, 2002.

[17] J.G. Proakis y D.G. Manolakis. "Tratamiento digital de señales: Principios, algoritmos y aplicaciones". Pearson Prentice Hall, 3^{ra} Edition. 1997.

[18] M.L. Ahlstrom and W.J. Tompkins. "Digital Filters for Real-Time ECG Signal Processing Using Microprocessors". IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Vol. 32, Issue 9, pp. 708-713. September, 1985.

[19] N. Thakor, J.G. Webster and W.J. Tompkins. "Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter". IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Vol. 31, Issue 11, pp. 702-706, November, 1984.