

Reducción de ruido digital en señales ECG utilizando filtraje por convolución

Dr. Miguel Mora González ¹, Dr. Fco. Javier Casillas Rodríguez ¹, Dr. Jesús Muñoz Maciel ¹,
Dr. Julio C. Martínez Romo ², Dr. Francisco J. Luna Rosas ², MC. Carlos A. de Luna Ortega ³,
Dr. Gilberto Gómez Rosas ⁴, Dr. F. Gerardo Peña Lecona ¹

RESUMEN

El presente artículo propone utilizar la convolución como método de reducción de ruido producido por la digitalización de señales electrocardiográficas. Se implementan diferentes ventanas de convolución para obtener un perfil geométrico tipo pasa-bajos utilizando funciones con una estructura matemática básica (gaussiana, cuadrática, triangular y trigonométrica). Los resultados obtenidos muestran que con la aplicación del método propuesto se logra una mejor apreciación de las distintas variables que componen una señal electrocardiográfica. También se obtienen reducciones de ruido por debajo del 4% del ruido original como muestra del desempeño de las ventanas propuestas.

Palabras clave: ECG, filtro pasa-bajos, convolución, SNR, muestreo, ventanas.

Key words: ECG, low-pass filter, convolution, SNR, sampling, windows.

Recibido: 13 de diciembre de 2007, aceptado: 5 de febrero de 2008

- ¹ Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de los Lagos, Departamento de Ciencias Exactas y Tecnológicas, tel. (474) 7424314 ext. 6523, correo electrónico: mmora@culagos.udg.mx.
- ² Instituto Tecnológico de Aguascalientes, Departamento de Eléctrica y Electrónica.
- ³ Universidad Politécnica de Aguascalientes, Departamento de Electrónica.
- ⁴ Universidad de Guadalajara, Centro Universitario de Ciencias Exactas e Ingenierías, Departamento de Física.

ABSTRACT

In this article the use of the convolution method to reduce the noise produced when digitalizing electrocardiographic signals is proposed. Different convolution windows are implemented in order to obtain a geometric low-pass profile using functions with a basic mathematical structure (gaussian, square, triangular and trigonometric). The obtained results show that with the application of the proposed method, a better appreciation of distinct variables in an electrocardiographic signal is reached. Also, noise reductions below 4% of the original signal were obtained as a numerical indicative for the proposed windows.

INTRODUCCIÓN

Un electrocardiograma (ECG) es una gráfica que se utiliza para medir diferentes variables de su actividad cardiaca en pacientes por medio de señales eléctricas (Ganong, 1992). Desde la aparición de los ECGs como método de diagnóstico de cardiopatías (Eindhoven, 1906), ha sido muy importante realizar una correcta apreciación de la información contenida en éstos, incluso cuando tienen ruido. En general, los factores de ruido más comunes en un ECG son los debidos a movimientos del paciente, inadecuado manejo del equipo, a la interferencia de la línea eléctrica y a los métodos de digitalización de los mismos (Friesen *et al.*, 1990). Actualmente, existen técnicas digitales con las cuales se puede disminuir la presencia de diferentes tipos de ruido mediante filtrado digital (Köhler *et al.*, 2002), (Zhao y Chen, 2006), (Weng *et al.*, 2006), (Villa *et al.*, 2004). Los filtros digitales son ampliamente utilizados en casi todas las áreas del procesamiento digital de se-

ñales ya que en ellos destacan su baja sensibilidad al ruido y su alta exactitud, lo que los convierte en una alternativa útil en el procesamiento de un ECG.

En esencia, es necesario filtrar un ECG cuando éste es interferido por ruido con la finalidad de identificar diferentes parámetros incluidos en la señal, tales como el complejo QRS y otros tipos de ondas como las P, T, etc. (ver figura 1); información importante para médicos y especialistas. Un ECG afectado por ruido podría confundir la correcta apreciación del mismo, y por tanto, tener un diagnóstico de actividad cardiaca impreciso. Para llevar a cabo el filtrado de una señal se debe analizar el tipo de ruido que se desea atenuar y dependiendo de esto, aplicar un filtro que impida o permita pasar las frecuencias bajas, altas o intermedias. El ventaneo es una técnica muy utilizada sobre todo para su aplicación como filtro pasa-bajos. Se han explorado una gran variedad de ventanas; entre las más comunes se encuentran las elaboradas por funciones trigonométricas (Blackman, Hamming, Hanning, etc.) entre otros tipos de geometrías. Sin embargo, la elaboración de un análisis que establezca el comportamiento de dichas ventanas, conforme aumenta su tamaño o cambia su forma no está bien establecido.

El objetivo del presente trabajo es realizar un análisis de reducción de ruido digital en un ECG, evaluando el desempeño de varias ventanas de convolución por medio de la Relación Señal a Ruido (SNR, de sus siglas en inglés) y el análisis en frecuencias, lo que permite mejorar la señal atenuando el ruido.

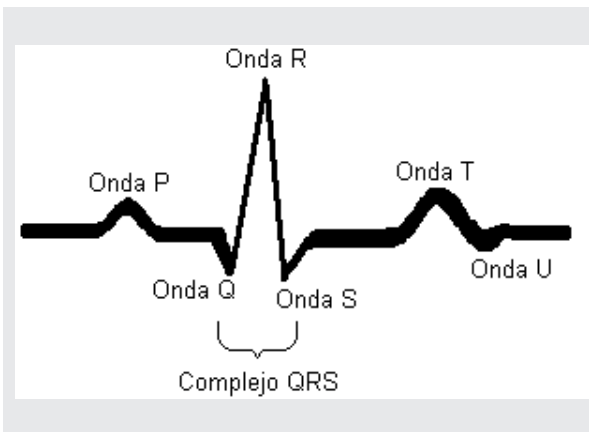


Figura 1. Ondas dentro de un electrocardiograma.

En las siguientes secciones se presentan el método de filtrado por convolución, los algoritmos y el diseño de los filtros a utilizar. En las últimas dos secciones se muestran los resultados de la aplicación de los diferentes algoritmos y las conclusiones.

MATERIALES Y MÉTODOS

Para convertir una señal analógica a digital se utiliza el muestreo de la señal. Al realizarlo, se debe de tener cuidado con la distancia entre muestras, ya que si ésta es muy grande es posible perder información debido al fenómeno del *aliasing*⁵. Para evitarlo, la frecuencia de muestreo debe ser, por lo menos, dos veces mayor a la máxima componente de frecuencia esperada en la señal original (frecuencia de Nyquist) (Ambardar, 2002). Normalmente, en un ECG la frecuencia de muestreo es mucho mayor al rango de frecuencias contenido en el mismo ECG, con la finalidad de tener alta resolución. Por lo tanto, los ruidos producidos por la digitalización podrán ser tratados con filtros pasa bajos. Una técnica muy útil para implementarlos, es la convolución (algoritmos sencillos y de procesamiento rápido).

Se denomina convolución al proceso de distribución de una función f , en cada punto de (y ponderada por) otra función g (Hecht, 2000). Su modelo matemático en forma discreta para señales causales se define como

$$f(n) * g(n) = \sum_{k=1}^N f(k)g(n-k), \quad (1)$$

donde f , g , n , k y N son la señal original discreta, la ventana de convolución, el índice de muestras de la señal, la posición de la muestra en la ventana y el tamaño de dicha ventana, respectivamente. La ventana g tiene la siguiente estructura vectorial :

$$g(n) = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix}, \quad (2)$$

⁵ *Aliasing* o submuestreo es el efecto de pérdida de información a causa del traslape de muestras.

con w como los valores de los pesos en cada posición de la ventana, que generan el tipo de filtro a utilizar. La tarea de reducir el ruido por medio de convolución consiste en encontrar la ventana apropiada, de tal manera que no altere la información de las ondas principales (posiciones, amplitudes y formas).

Para generar la ventana discreta g , se pueden utilizar un número de muestras N par o impar: *la ventaja de usar una ventana con tamaño impar, es que el elemento central coincide con el máximo del perfil pasa-bajos, lugar donde caerá el peso de la convolución, ya que ésta es simétrica. Para el caso de usar un N par, se debe tener especial cuidado sobre en cuál elemento de la ventana recaerá el peso de la convolución.* Para nuestro caso, sólo son considerados muestras impar en los algoritmos, dada la ventaja antes mencionada. Por lo tanto, se puede generar una función discreta tal que se ajusta al perfil continuo como se observa en la figura 2a, donde el elemento central de la muestra corresponde a la posición $\left(\frac{N+1}{2}\right)$.

Es posible diseñar ventanas que cumplan con el perfil pasa-bajos. Para esto se propone utilizar funciones simples que cumplen con dicho perfil, como son: *gaussianas, cuadráticas, triangulares y trigonométricas.* Tomando en cuenta que sus pesos son:

$$= \left\{ \begin{array}{l} A e^{-B\left(k - \frac{N+1}{2}\right)^2}, \quad \text{gaussiano} \\ A \left[1 - B\left(k - \frac{N+1}{2}\right)^2\right], \quad \text{cuadrático} \\ A\left(1 - B\left|k - \frac{N+1}{2}\right|\right), \quad \text{triangular} \\ A\left[\frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos\left(B\left(k - \frac{N+1}{2}\right)\right)\right], \quad \text{trigonométrico} \end{array} \right\} \quad \text{con } k = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

donde A es la amplitud y B es el término que controla el ancho de la función. En la figura 2b se muestran los perfiles de las funciones en tiempo continuo. Es importante señalar que la función correspondiente a la ventana debe ser normalizada, ya que en otro caso la señal a filtrar se puede ver alterada después del proceso. Por lo que la ecuación (2) se reescribe como:

$$g(n) = \frac{1}{\sum_{k=1}^N w_k} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

La condición necesaria para que la ecuación (4) funcione como filtro pasabajos es que $\sum w \leq 0$.

Es importante saber si los filtros que se utilizan están funcionando para atenuar las frecuencias no deseadas, por lo cual se puede hacer un análisis en frecuencias. Es recomendable someter a dicho análisis todas las ventanas que se utilicen. Para realizarlo es necesario graficar el logaritmo de la magnitud de la transformada de Fourier de cada ventana, mostrando el espectro de magnitud (indicado en decibeles) contra la frecuencia (en Hz o radianes, según se requiera). La figura 3 muestra los espectros de las ventanas ilustradas en la figura 2b, en donde se observa que las cuatro ventanas tienen un comportamiento pasa-bajos (para los parámetros especificados en el pie de figura), ya que el lóbulo principal del espectro en magnitud se encuentra ubicado en la zona de las bajas frecuencias.

Un parámetro importante en el procesamiento de señales para analizar el desempeño es la Razón Señal a Ruido (SNR). Ésta relaciona las potencias promedio tanto de la señal como del ruido, donde:

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sum f^2(n)}{\sum e^2(n)} \right), \quad (5)$$

con $\sum f^2$ y $\sum e^2$ como las potencias de los promedios de la señal y del ruido, respectivamente (Proakis y Manolakis, 1996).

Para la implementación de los algoritmos se utilizó el software *MatLab®* y señales ECG de la base de datos *PhysioBank del Research Resource for Complex Physiologic Signals (PHYSIONET, 1999)* como señales de prueba. Se escogieron tres señales para su procesamiento (en específico 100, 107 y 207), ya que son señales diferentes en el comportamiento del ECG (de pacientes con arritmias cardíacas) y que se ven afectadas por ruido de alta frecuencia como se observa en la figura 4a. Dichas señales fueron digitalizadas a 360 muestras por segundo, con 11-bits de resolución sobre un rango de 10mV, con un SNR calculado de 16.525165dB, 21.408214dB y 18.035051dB, respectivamente.

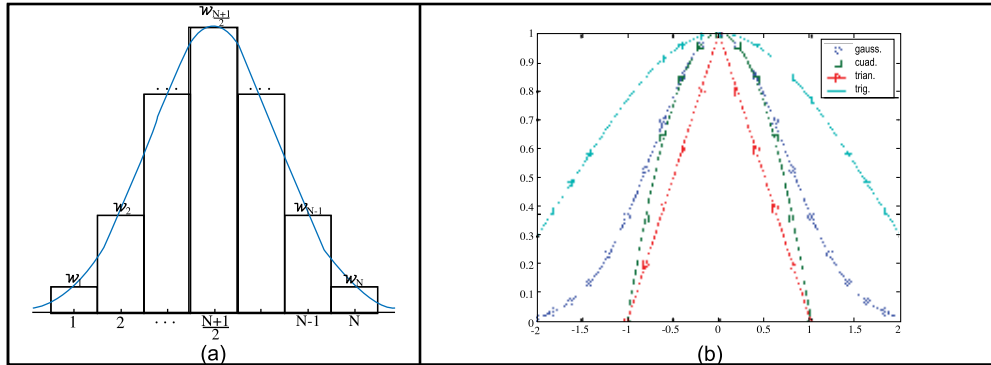


Figura 2. Caracterización de funciones como ventanas de convolución. a) Función gaussiana discreta con un número impar de muestras. b) Perfiles de ventanas que pueden utilizarse para su uso en filtros pasa-bajos, con $A=1$ y $B=1$ (gaussiana, cuadrática, triangular y trigonométrica).

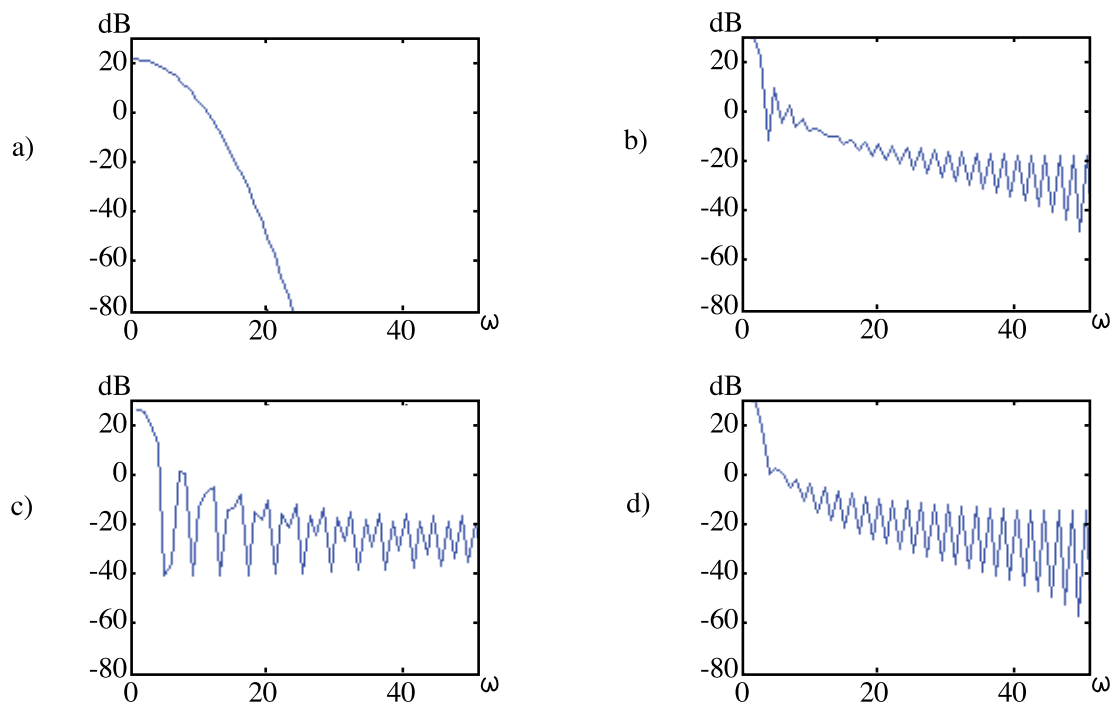


Figura 3. Espectros de magnitud en decibeles para ventanas del tipo a) gaussiana $B=1.1$, b) cuadrática $B=1.125$, c) triangular $B=1.15$ y d) trigonométrica $B=2.25$. Con $N=51$, $A=1$ y las ventanas normalizadas a N .

RESULTADOS

Se utilizaron cuatro tipos de ventanas de convolución (gaussiana, cuadrática, triangular y trigonométrica) como base para procesar las tres señales que corresponden a ECGs ruidosos y con cardiopatías diferentes, en las que se evaluó el desempeño de dichas ventanas sin importar el

comportamiento natural de la señal, tomando en cuenta el ruido digital presente en ellas.

Primero se analizaron los espectros de magnitud de las cuatro ventanas propuestas, observando la importancia del parámetro B , ya que con base en los valores que tome dicho parámetro será el comportamiento de la ventana. Por lo que se decidió utilizar sólo valores de B para los

cuales el espectro de magnitud por ventana se comporta como un filtro pasa-bajos, éstos son: gaussiana $B=0.2-4$, cuadrática $B=0.75-1.5$, triangular $B=0.9-1.4$ y trigonométrica $B=1.5-3$. En la figura 3 se pueden observar los espectros de magnitud para las cuatro ventanas, tomando un valor intermedio para B .

Posteriormente, se estableció un margen de desviación del SNR en el cual el desempeño de los filtros de convolución es adecuado. Para lograr esto, se consideraron filtros de convolución capaces de atenuar el ruido de la señal original por debajo del 4%, parámetro de error experimentalmente aceptable (Holman, 1988). Para realizarlo, se analizó la señal original en una zona estable (ruido de la similar magnitud), obteniendo el promedio del ruido para un total de 100 muestras. Por ello, al hacer el filtrado (utilizando ecuaciones 1-4) se estudiaba dicha zona, y si el promedio de las mismas 100 muestras era $\leq 4\%$ entonces el filtro era de buena calidad, por lo tanto, se procedió a graficar la dispersión de SNR vs. N como se muestra en la figura 5, obteniendo el comportamiento

para los tres ECG analizados y las cuatro ventanas utilizadas como filtro de convolución.

DISCUSIÓN

En los gráficos de dispersión de la figura 5 se puede observar que no importa el tipo de señal a filtrar, ya que tienen una dispersión del SNR más o menos uniforme para cada ventana (sólo cambiará el nivel del SNR).

Es importante controlar el parámetro B dentro de los diferentes tipos de ventanas de convolución, ya que conforme B tiende a ser pequeño, las ventanas tienden a comportarse como la ventana de la media (escalón), del cual no se obtienen los mejores resultados.

Cabe mencionar que el nivel de ruido de la gran mayoría de los filtros mostrados en la figura 5 oscilan entre 4 y 0.1% del ruido de su señal original. El filtrar cualquiera de las tres señales propuestas no afectó en el desempeño de los filtros, ya que el ruido se redujo de una manera importante (ver

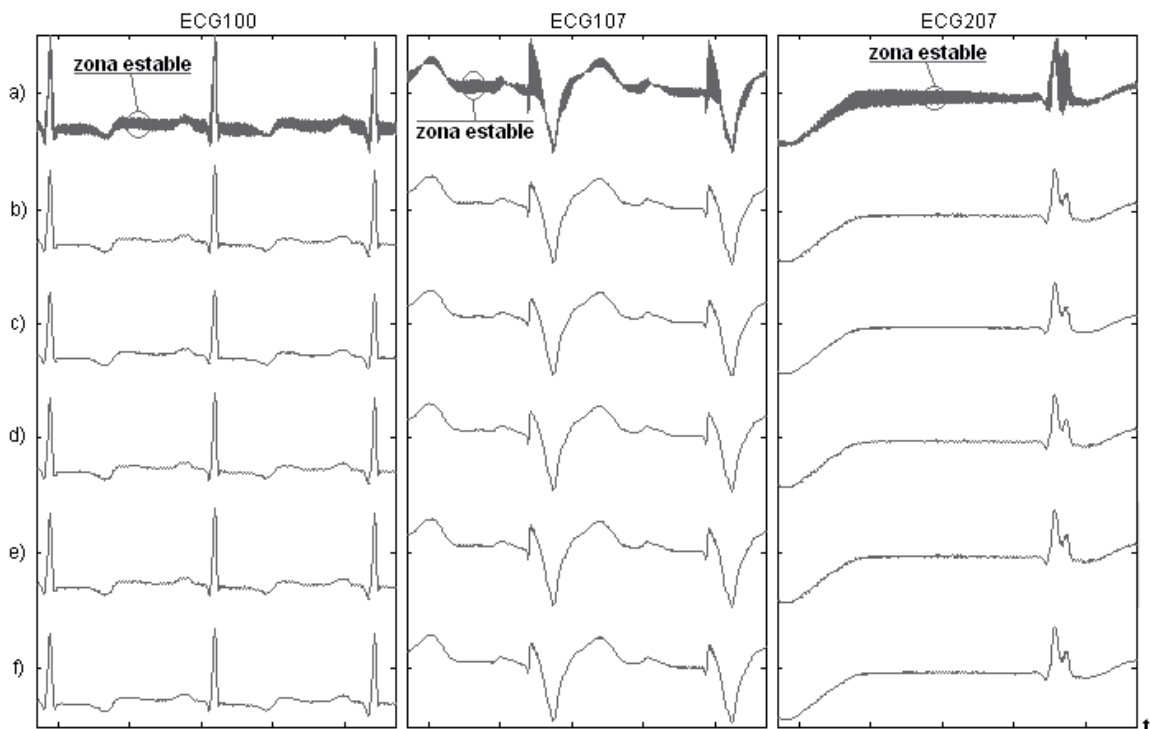


Figura 4. Filtrado de las señales 100, 107 y 207 del *PhysioBank*, a) señales originales. Filtradas con ventana: b) gaussiana $B=2.1$ y 7 muestras, c) gaussiana $B=0.2$ y 13 muestras, d) cuadrática $B=1.125$ y 3 muestras, e) triangular $B=1.15$ y 5 muestras, y f) trigonométrica $B=2.25$ y 9 muestras.

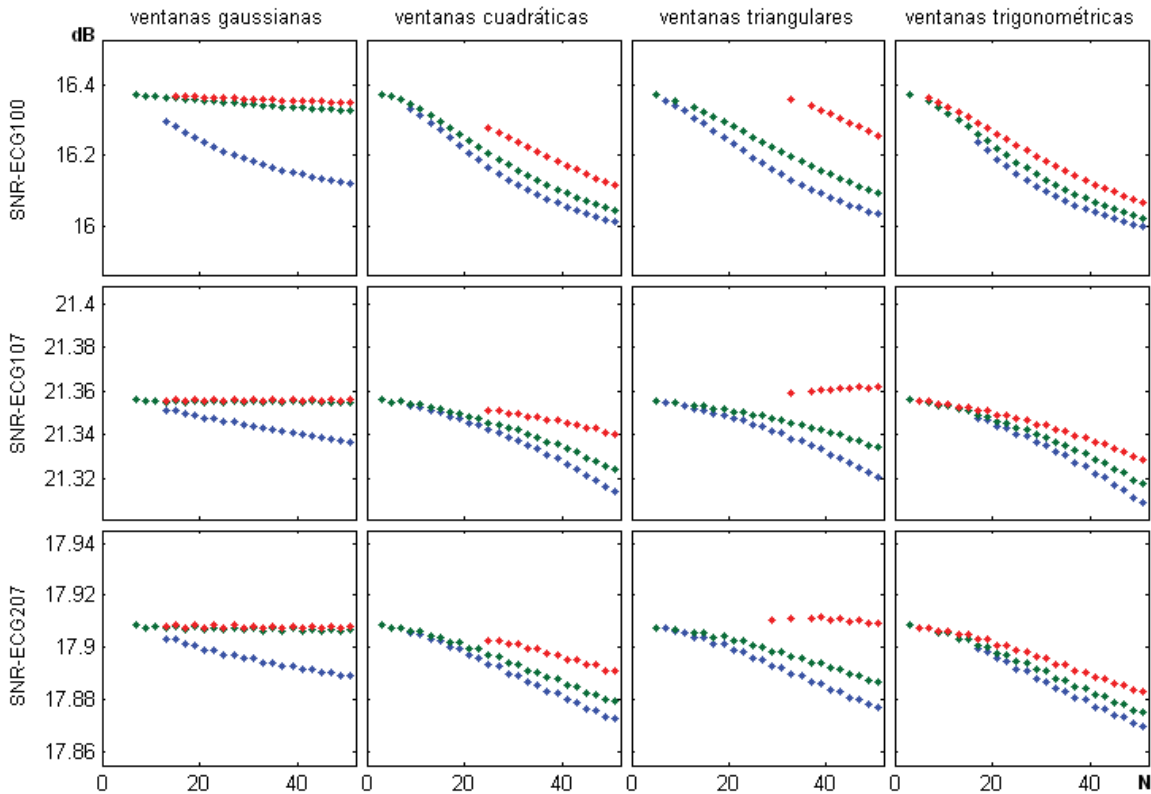


Figura 5. Gráficos de dispersión del SNR para diferentes tipos de ventanas de convolución y los tres ECG antes mencionados. Los colores representan los límites del parámetro B establecidos por el espectro en frecuencias para trabajar como filtro pasa-bajos, esto es: azul, verde y rojo, para límite inferior, intermedio y superior, respectivamente.

figuras 4b-f). Estos resultados se obtuvieron con los límites de B anteriormente mencionados (determinados por medio de análisis subjetivo al observar los espectros de magnitud de las ventanas). En el caso de querer extender el margen de dichos límites, se debe cuidar no sobrepasar el nivel de ruido establecido (4%), para tener una señal con bajo nivel de ruido.

CONCLUSIONES

Utilizando el ventaneo para filtrar señales de alta frecuencia, se tiene que el comportamiento de las ventanas depende del parámetro B. Además, la ventana gaussiana es la que proporciona un mayor margen de operación para B.

Existen una gran variedad de ventanas de convolución, algunas con estructuras vectoriales muy

complicadas y otras no tanto. Utilizando estructuras matemáticas básicas (gaussiana, cuadrática, triangular y/o trigonométrica) se pueden obtener buenos resultados en el filtrado de ruidos de alta frecuencia, hasta llegar a atenuar el ruido por debajo del 0.1% (por ejemplo ventana gaussiana con $B=4$ y 51 muestras, entre otras). Es importante mencionar que estos resultados son posibles de obtener con otras técnicas, pero la gran ventaja de utilizar el ventaneo reside en la sencillez para implementar sus algoritmos y en la rapidez de su operación.

El análisis de filtrado por convolución aquí presentado tiene la flexibilidad de ajustarse para el tratamiento de otros tipos de ruidos y señales (como sería el ruido generado por el interferencia eléctrica a ECG).

BIBLIOGRAFÍA

- AMBARDAR A., *Procesamiento de señales analógicas y digitales*. 2ª ed, México: Thomson Learning, 52-54, 2002.
- EINTHOVEN W., Le telecardiogramme, *Arch. Int. Physiol.* 4, 132-164, 1906.
- FRIESEN G.M., *et al.*, A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 37(1), 85-98, 1990.
- GANONG W.F., *Fisiología Médica*. 13ª ed, México: Manual Moderno, 493-509, 1992.
- HECHT E., *Óptica*. 3ª ed, España: Pearson, 537-540, 2000.
- HOLMAN J.P. *Métodos Experimentales para Ingenieros*. México: McGraw-Hill, 51-107, 1988.
- KÖHLER B., HENNING C. y ORGLEMEISTER R., The Principles of Software QRS Detection, *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* 21(1), 42-57, 2002.
- PHYSIONET, The research resource for complex physiologic signals, *PhysioBank*. De: <http://www.physionet.org/>, 1999.
- PROAKIS J.G. y MANOLAKIS D.G., *Digital Signal Processing*. 3ª ed, USA: Prentice Hall, 36-39, 1996.
- VILLA C., REYNA M.A. y VILLA R., Aproximación difusa con filtros de orden bajo a filtros de orden alto aplicados a señales ECG, *Rev. Mex. Ing. Biom.* 25(1), 25-33, 2004.
- WENG B., BLANCO-VELASCO M. y BARNER K.E., ECG Denoising Based on the Empirical Mode Decomposition, *Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference*, 1-4, 2006.
- ZHAO Z. y CHEN Y., A New Method for Removal of Baseline Wander and Power Line Interference in ECG Signals, *Proceedings of the fifth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 4342-4347, 2006.