

ANÁLISIS DE SEÑAL: HERRAMIENTAS PARA LA DETECCIÓN DE PUNTOS NOTABLES EN FORMAS DE ONDA

René Yáñez de la Rivera¹, Moisés Soto- Bajo², Andrés Fraguela Collar³

¹Universidad Técnica de la Habana (CUJAE), Cuba, ²Cátedras CONACYT, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP), México, ³Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP), México

²e-mail: moises.soto@fcfm.buap.mx

³e-mail: fraguela@fcfm.buap.mx

RESUMEN

Uno de los objetivos del procesamiento de señal es la identificación de determinadas características en una forma de onda bajo prueba, que puedan servir para la medición de parámetros importantes asociados a la misma. En este sentido se consideran los llamados puntos notables, a saber, picos de máximos y mínimos, puntos de comienzo de la onda (onsets), puntos de final (offsets) y otros que resulten de interés. Algunos de ellos, especialmente en presencia de ruido, pueden tener dificultades para su identificación. Los autores de este trabajo han desarrollado una herramienta denominada "filtros de curvatura" la cual ofrece una alternativa interesante para enfrentar la situación problemática esbozada, precediendo a este reporte dos publicaciones al respecto. En este trabajo se hace énfasis en el comportamiento frente a ruido de los filtros de curvatura, mostrándose a su vez, un sumario de su aplicación en la caracterización de señales electrocardiográficas. El procedimiento se simula usando los paquetes de programas MATLAB y GNU Octave, tomando señales de prueba procedentes de la base de datos del MIT, de equipos generadores de patrones como el Cardiosim II y señales sintéticas desarrolladas por los autores.

PALABRAS CLAVES: Procesamiento de señal, puntos fiduciales, filtros de curvatura, ECG (Señal electrocardiográfica), complejo QRS.

SIGNAL ANALYSIS: TOOLS FOR DETECTING FEATURE POINTS IN WAVEFORM

ABSTRACT

One of the targets of signal processing is the feature identification of signal under test in such a way that it allows the measurement of important parameters related to the analyzed waveform. In this sense, the so-called noticeable or fiducial points are considered, i.e. maxima, minima, onsets and offsets and other ones of interest. Still in ideal conditions to get some of these points might be relatively involved. In the presence of noise such a process is even more complicated. The authors of this paper have developed a tool called "curvature filters" which makes it possible to capture, in a one-dimensional array, on the presence of noise, the more highlighting changes in a signal, getting the onsets, offsets and local peaks, with a taskforce easier in comparison with current methods. These issues have been reported by the authors in previous published works. In the present report emphasis is targeted in the behavior in face to noise of the proposed process, summarizing application examples in the characterization of electrocardiographic signals. The procedure is simulated in MATLAB and GNU Octave by using test signals from the MIT medical database, Cardiosim II equipment patterns and synthetic signals developed by the authors.

INDEX TERMS: Signal processing, fiducial points, curvature filters, ECG (Electrocardiographic signal), QRS complex.

1. INTRODUCCIÓN

Uno de los objetivos del procesamiento de señal es la identificación de determinadas características en una forma de onda bajo prueba, que puedan servir para la medición de parámetros de interés, cuya evaluación cuantitativa dependerá el establecimiento de un patrón o método de diagnóstico que permita establecer conclusiones al respecto. En este sentido se consideran los llamados puntos notables, a saber, picos de máximos y mínimos, puntos de comienzo de la onda (onsets), puntos de final (offsets) y otros que sean de interés.

Manuscrito recibido: 01-11-2023, aceptado: 24-01-2025

Sitio web: <http://revistatelematica.cujae.edu.cu/index.php/tele>

Aún en condiciones ideales, como sería el caso de una señal libre de ruido o con una relación señal a ruido favorable, la obtención de tales puntos notables puede no ser tan evidente. Esto es especialmente cierto para los puntos de inicio y final, pues de hecho no existe una definición clara al respecto que facilite su identificación. El proceso se complica un poco más en presencia de ruido, en cuyo caso lo que suele obtenerse más bien, es una estimación de los mencionados puntos notables.

Un método muy utilizado es el análisis de pendiente [1, Cap. 9] a lo largo de la señal bajo prueba el cual permite identificar los cambios de la forma de onda analizada. tomando valor y signo de la pendiente. De hecho, puede ser tan simple como tomar la diferencia entre los valores de muestras consecutivas y con esto se obtendrían puntos de comienzo y final (onset y offset), así como los picos (máximos y mínimos) y puntos de inflexión que puedan ser de interés. Normalmente van a existir comportamientos locales lo que obliga a la segmentación de la señal en intervalos para su análisis.

Los puntos notables más afectados por el ruido son los comienzos y finales de onda, dado su bajo nivel de intensidad. Además, existe una incertidumbre en cuanto al criterio que identifica el comienzo o final de una forma de onda y no se establecen definiciones claras al respecto. De hecho, hay que tratar de capturar la muestra correspondiente a la que se le asigna el mayor valor de pendiente, siguiendo el método anterior, pero también el ruido obliga a imponer un cierto umbral de aceptación lo que hace que normalmente exista un determinado error, por lo que es evidente que este método no es robusto frente a ruido.

Los autores de este trabajo han desarrollado una herramienta que permite un nuevo enfoque que puede simplificar el proceso en la determinación de los puntos notables en una señal o forma de onda bajo análisis. Tal herramienta ha sido denominada "filtros de curvatura", aclarándose al respecto que no tiene relación con los filtros homónimos utilizados en el procesamiento de imágenes. Los filtros de curvatura, en el presente trabajo, son una herramienta que permiten la captura, en un arreglo unidimensional, bajo condiciones de ruido, de los cambios más sobresalientes de una señal, facilitando la obtención de puntos de comienzo y final, así como destacando los máximos y mínimos locales. Esto hace más viable el proceso en comparación con otros métodos utilizados al respecto. El filtro propuesto por los autores simplifica el proceso porque con una sola operación puede filtrar el ruido que acompaña a la señal y obtener los puntos notables en la misma. Además, no se requiere la preservación de la forma de onda original porque el proceso entrega una información en el dominio del tiempo que contiene los puntos notables objetivos de interés en la señal bajo análisis. Esta herramienta se desarrolló, específicamente, para el análisis de señales electrocardiográficas (ECG) y los autores del presente reporte han aportado dos publicaciones anteriores al respecto. Tal herramienta encuentra aplicaciones, en general, en el campo de la bioingeniería, así como en otras ramas del procesamiento digital de señal donde sea necesario resolver problemas semejantes.

A continuación, se explica la teoría básica simplificada en la que se sustentan los filtros de curvatura, realizándose una simulación que demuestra el funcionamiento de este y su capacidad de captura de estos puntos notables en presencia de ruido aditivo gaussiano. Más adelante se expone una aplicación típica en el tratamiento de señales ECG. También se ha considerado pertinente, luego de la exposición de la presente investigación, ofrecer una breve panorámica de los métodos más usuales publicados en este campo.

2. BREVE RESEÑA DEL ESTADO DEL ARTE EN ESTE CAMPO

En la literatura se reportan numerosos métodos y alternativas para la determinación de las características de una señal (features), especialmente en el dominio del tiempo. Se pueden destacar los siguientes:

- Método de pendiente modificado con división en intervalos (segmentación) y avances hacia adelante y hacia atrás alrededor de los puntos de cambios de pendiente, consultar [1, Cap.9].
- Los autores siguieron esta línea, basándose en [2], para obtener los puntos fiduciaros de las ondas P y T en el ECG, pero combinada con la aplicación de filtros de curvatura alrededor de los valores de pendiente seleccionados como candidatos posibles [3].
- Más adelante, en la ponencia presentada en el evento CICCI de la convención Informática 2020 [4], se publica el análisis de ECG utilizando solamente filtros de curvatura de diferentes órdenes.

- En [1, Cap.9] se plantea también una alternativa denominada OFM (Orthonormal Functions Model), orientada hacia el uso de la llamada transformada Karhunen-Loeve Transform (KLT). Tiene un alto nivel matemático. Otra alternativa con varias publicaciones al respecto son las basadas en Wavelets, derivadas de la Transformada de Fourier Corta [5], [6].
- A partir de 2019/2020 se comienza a producir un salto respecto a los métodos tradicionales de análisis, introduciéndose técnicas de tecnologías avanzadas [7], [8], [9], [10], [11] como son procesamiento masivo de datos (bigdata), Computación Inteligente, Optimización por Evolución (Evolutionary Optimization), así como Machine Learning, entre otras.

Cada una tiene sus escenarios de aplicación que depende de los objetivos sobre los que se esté trabajando. Una comparación de los resultados obtenidos en esta investigación con algunos de estos métodos es compleja y se sale del alcance del presente trabajo. En [12], por su parte, hace un recuento de los diferentes métodos utilizados en el análisis de señales ECG. El presente artículo se ubica dentro de los métodos tradicionales, pero puede ser incorporado como una posible herramienta a usar dentro de los procesamientos de avanzada. Su robustez frente al ruido lo hace, además, muy apropiado en los casos de enfermos ambulatorios que mantengan un chequeo permanente desde su domicilio.

En todos los casos, se ha establecido que debe realizarse un preprocesamiento de la señal bajo análisis, entre estos la aplicación de filtros para reducir el ruido y eliminar frecuencias espurias que pueden generar los llamados artefactos. El problema de estos filtros es que pueden introducir distorsiones y demoras en la forma de onda de interés que luego conducen a errores. Una ventaja de los filtros de curvatura, aquí expuestos, es que a la vez que enfatizan los puntos notables de la señal, hacen un filtrado del ruido contenido en la misma. Además de que en este caso no es necesario preservar la forma de onda de la señal.

3. FILTROS DE CURVATURA

Lo que se propone es una herramienta específica para la captura de los cambios de pendiente en una señal unidimensional que tiene propiedades selectivas de frecuencia y por tanto reducción de ruidos e interferencias. La idea subyacente en relación con este proceso se basa en que los puntos de tránsito de una señal se caracterizan por cambios bruscos de la pendiente que ocurren en forma local y por tanto alrededor de un número de muestras relativamente pequeño. Por tanto, lo importante es capturar estos cambios los cuales matemáticamente están ligados a la segunda derivada de la función que representa la señal bajo prueba. Una interpretación es considerar que dicha función se puede desarrollar en una serie de Taylor alrededor del punto, aunque aclarándose que se está en presencia de una variable discreta en el tiempo. En la primera publicación realizada por los autores [3] se demuestra en detalle cómo se obtienen los coeficientes del filtro de manera que maximice tales cambios de pendiente y que a su vez no responda ni a la parte lineal de la función ni a los intervalos de valor constante. Luego se deduce una fórmula para el cálculo del valor de dichos coeficientes, según el orden del filtro deseado.

Filtros de curvatura desde el punto de vista de la teoría de circuitos.

Desde el enfoque de la teoría clásica de los filtros en ingeniería, los filtros de curvatura pueden considerarse como un filtro digital de Respuesta Finita al Impulso (FIR) con coeficientes simétricos. El proceso es equivalente a la combinación de un filtro pasa alto con un filtro supresor, aunque una interpretación alternativa más conveniente, es considerar una característica de frecuencia del tipo pasa banda que se repite a intervalos aproximadamente periódicos por tramos por lo que también se interpreta como un filtro multibanda. Mediante el ajuste del orden del filtro y por tanto del número de coeficientes es posible identificar los picos de la señal ECG, especialmente los picos R de tal forma que el proceso es equivalente al usado clásicamente, el cual se resume más adelante. En este contexto, la Tabla 1 ofrece los coeficientes de algunos filtros de orden par, observándose que los filtros de orden par M son simétricos alrededor del índice M/2, de modo que pueden clasificarse como sistemas FIR de fase lineal tipo 1 [13, Cap. 5]. Los autores han desarrollado la base matemática de esta herramienta de procesamiento de señal que incluye la fórmula para calcular los coeficientes para filtros de diferentes ordenes [12, Apéndice A]. La fórmula desarrollada por los autores para el cálculo de los coeficientes para un orden n está dada por la siguiente expresión:

$$F_{n,k} = \sqrt{5} \frac{[6(k - \frac{n+1}{2})^2 - \frac{n^2-1}{2}]}{\sqrt{(n-2)(n-1)n(n+1)(n+2)}}, \quad 1 \leq k \leq n \quad (1)$$

donde n es el orden del filtro y k el número del coeficiente.

Tabla 1: Coeficientes de los filtros de curvatura de orden par, desde 2 hasta 24.

(Orden N-1) Coeficiente N	2	4	6	8	10	12	14	24
1	0.4082	0.5345	0.5455	0.5318	0.4917	0.4723	0.4543	0.3966
2	-0.8165	-0.2673	0	0.1330	0.2458	0.2699	0.2839	0.2974
3	0.4082	-0.5345	-0.3273	-0.1519	0.0447	0.0986	0.1363	0.2069
4		-0.2673	-0.4364	-0.3229	-0.1117	-0.0415	0.0114	0.1250
5		0.5345	-0.3273	-0.3799	-0.2235	-0.1505	-0.0909	0.0517
6			0	-0.3229	-0.2905	-0.2284	-0.1704	-0.0129
7			0.5455	-0.1519	-0.3129	-0.2751	-0.2272	-0.0690
8				0.1330	-0.2905	-0.2906	-0.2612	-0.1164
9				0.5318	-0.2235	-0.2751	-0.2726	-0.1552
10					-0.1117	-0.2284	-0.2612	-0.1854
11					0.0447	-0.1505	-0.2272	-0.2069
12					0.2458	-0.0415	-0.1704	-0.2198
13					0.4917	0.0986	-0.0909	-0.2241
14						0.2699	0.0114	-0.2198
15						0.4723	0.1363	-0.2069
16							0.2839	-0.1854
17							0.4543	-0.1552
18								-0.1164
19								-0.0690
20								-0.0129
21								0.0517
22								0.1250
23								0.2069
24								0.2974
25								0.3966

Tomando como ejemplo el filtro de orden 4 la ecuación en diferencias finitas sería como sigue:

$$Y_n = K_{-2} X_{(n-2)} + K_{-1} X_{(n-1)} + K_0 X_n + K_1 X_{(n+1)} + K_2 X_{(n+2)}, \quad (2)$$

Los valores de estos coeficientes vienen dados por la columna de orden 4 de la Tabla 1, a saber:

$$K = [0.5345, -0.2673, -0.5345, -0.2673, 0.5345]. \quad (2a)$$

Los coeficientes del filtro son simétricos alrededor del coeficiente K_0 , introduciéndose una demora del orden $M/2$, donde M es el orden del filtro. Esta demora hace que el proceso sea causal. Obsérvese, además, que la simetría introducida hace que la suma de los coeficientes sea cero:

$$K_{-2} + K_{-1} + K_0 + K_1 + K_2 = 0. \quad (2b)$$

La respuesta al impulso, a partir de esta demora, viene dada de la siguiente manera:

$$h_0 = K_{-2}; h_1 = K_{-1}; h_2 = K_0; h_3 = K_1; h_4 = K_2, \quad (3)$$

donde h_i son las amplitudes de la señal en el tiempo.

Respuesta de frecuencia

La respuesta de frecuencia de los filtros de curvatura se ejemplifica mediante la Fig. 1 y Fig. 2, en el primer caso un filtro de 5 coeficientes, y en el segundo, uno de 25. Se han usados las herramientas del paquete de programas MATLAB [14] en el llamado Toolbox (Caja) de procesamiento de señal. Se han usado gráficos en magnitud no logarítmica para enfatizar el carácter pasa banda de estos filtros.

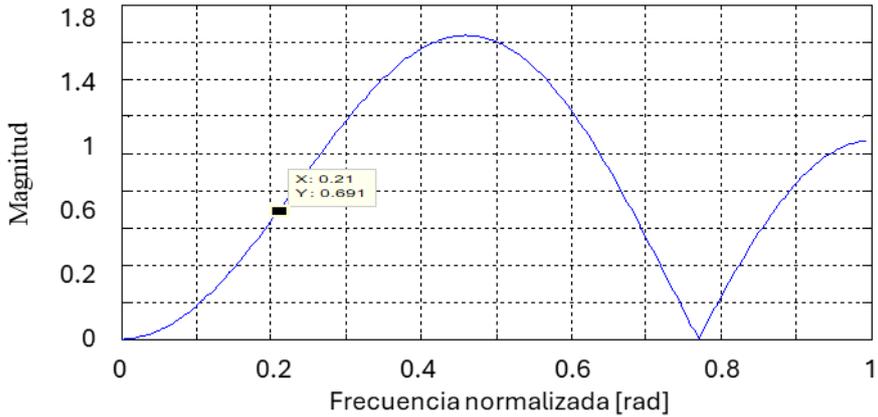


Figura 1: Respuesta de Amplitud en valor absoluto para el filtro de orden 4 (5 coeficientes). Observar la semejanza con un filtro pasa banda.

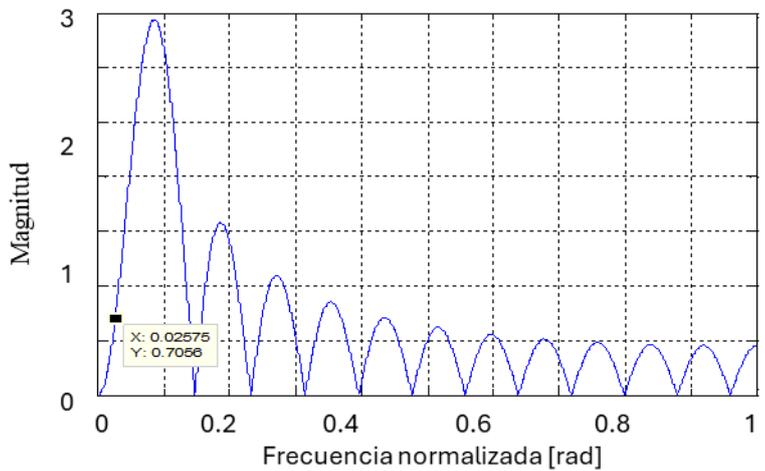


Figura 2: Respuesta de amplitud para un filtro de orden 24 (25 coeficientes).

Análisis en presencia de ruido

Para ilustrar el método propuesto, la Fig. 3 muestra una forma de onda típica con puntos de comienzo y final la cual se procesa con un filtro de orden 16 y otro de orden 5, con el propósito de observar algunas diferencias entre los mismos. Obsérvese que los picos de máximo de la señal obtenida indican claramente los puntos de comienzo y final, mientras que el máximo de la señal bajo prueba corresponde, tal como se indica en la misma, al mínimo de la salida del filtro.

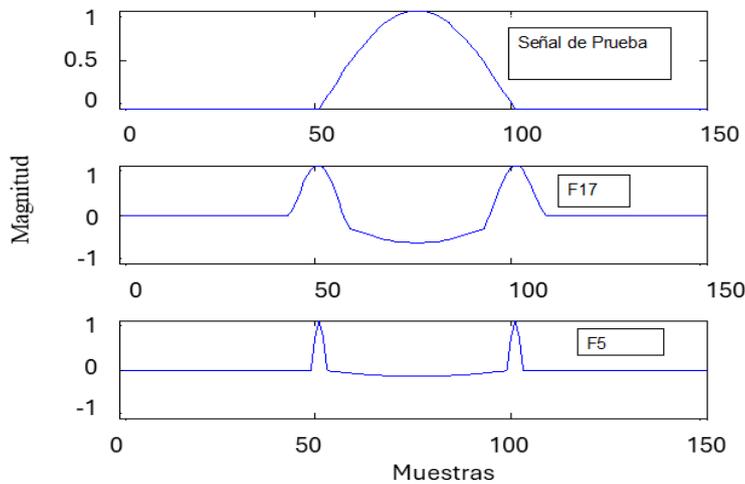


Figura 3: Señal de prueba procesada con filtros de curvatura de orden 16 (17 coeficientes o F17) y orden 4 (5 coeficientes o F5). Se muestran los picos indicadores de puntos de comienzo y final en 51 y 101 respectivamente.

El siguiente paso sería contaminar la señal de prueba con un cierto nivel de ruido y repetir el proceso anterior. Tal condición se muestra en la Fig. 4. La simulación puede completarse realizando el proceso para diferentes niveles de ruido y calculando los puntos notables a fin de medir el impacto del ruido añadido en el error obtenido en la estimación de los puntos de tránsito. El resultado se resume en la Tabla 2.

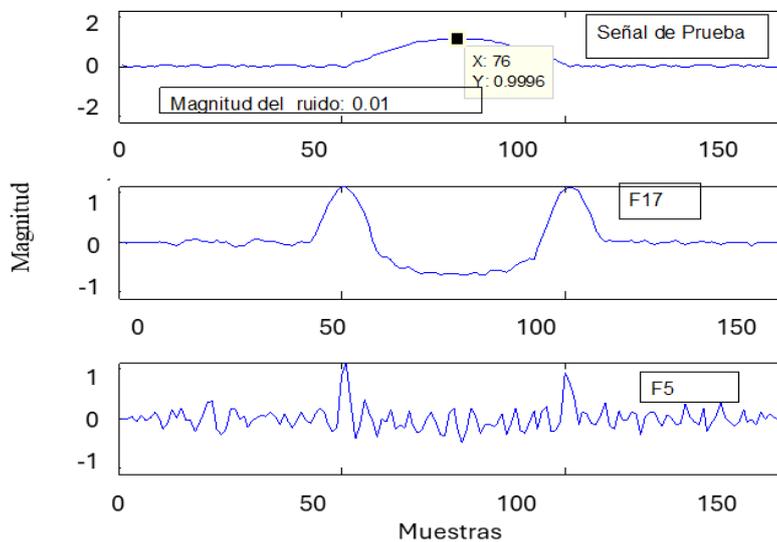


Figura 4: Procesamiento de la señal contaminada con ruido aditivo gaussiano. Se ha usado la función de MATLAB "randn".

El código de MATLAB usado en la Fig. 4 se muestra a continuación, ajustándose "h" al valor de 0.01 y sumándose a la señal bajo prueba

$$\text{noise} = h * \text{randn}(1: \text{size}(\text{signal})); \quad (4)$$

$$\text{noise}_{\text{signal}} = \text{signal} + \text{noise}; \tag{5}$$

Como puede observarse en la Fig. 4, el filtro de curvatura aumenta el nivel de la señal alrededor de los puntos notables, dando picos altos a la salida, lo que se traducen en un aumento de la relación señal a ruido. Tal comportamiento es la clave del funcionamiento de estos filtros.

La Tabla 2 muestra los resultados de la simulación para cuatro niveles de ruido que van incrementando en magnitud, realizándose 100 corridas, por cada uno. De esta forma es posible obtener el comportamiento estadístico del proceso de estimación de tres puntos notables: comienzo, final y máximo de la señal, observándose la estabilidad y reproducción incluso para niveles de ruido relativamente altos, como sería el caso para 0.1 equivalente a una relación señal a ruido (S/N) de 10 dB aproximadamente. La relación Señal a Ruido S/N se calculó mediante la relación de las varianzas (equivalentes a potencias) de la señal bajo prueba respecto al nivel de ruido inyectado, utilizando herramientas del paquetes de programa MATLAB. El análisis realizado permite obtener el error relativo para cada parámetro en cada corrida, observándose un comportamiento robusto frente al ruido.

Tabla 2: Ciclo de mediciones para 100 muestras por cada nivel de ruido.

Nivel de Ruido	Comienzo	Máximo	Final	Error Relativo
0	51	76	101	Referencia
0.01	50.6900 Dispersión de la media para un intervalo de confianza (IC) de 90%: 50.6093 < media < 50.77 Desviación estándar de la muestra: S=0.4264	76.1019 Dispersión entre 76.0212 y 76.1826, Intervalo de confianza (IC) 90% S=1.9760	102.1800 Dispersión entre 102.0993 y 102.2607, IC=90% S= 0.4960	$E_c = (50.69-51)/51 = -0.0061$ para un -0.61 % $E_m = (76.1019-76)/76 = 0.0013$ para un 0.13 % $E_f = (102.18-101)/101 = 0.0117$ para un 1.17 %
0.05	49.7507	75.9740	102.6258	$E_c = -2.45$ % $E_m = -0.34$ % $E_f = 1.61$ %
0.08	44.9197	75.6858	103.1308	$E_c = -11$ % $E_m = -0.4$ % $E_f = 2.11$ %
0.1	44.1817 Dispersión de la media para un intervalo de confianza (IC) del 90%: Entre 43.1277 y 45.2357 S=6.3494	75.6499 Dispersión entre 74.5959 y 76.7039, IC=90% S= 8.6984	104.0442 Dispersión entre 102.9902 y 105.0982, IC=90% S= 2.3326	$E_c = -14.46$ % $E_m = -0.41$ % $E_f = 2.58$ %

El incremento de la relación señal a ruido alrededor de los puntos notables puede medirse calculando la relación entre los picos a la salida del proceso de filtrado y la varianza (potencia) de ruido en los intervalos o segmentos donde la señal toma idealmente el valor de cero. En tales intervalos sólo hay ruido atenuado por el filtro (segmentos neutros o isoelectricos). En las simulaciones realizadas esta mejora de la relación señal a ruido se ha estimado en aproximadamente 10 dB respecto a su valor a la entrada del filtro.

La estrategia seguida en cada ciclo de medición ha sido, para cada nivel de ruido, la siguiente:

1. Contaminación de la señal bajo prueba mediante ruido aditivo con distribución normal (Generador de números aleatorios "randn" de MATLAB).
2. Filtrado mediante el Filtro de curvatura seleccionado. (Rutina o scrip en MATLAB elaborada por los autores).
3. Segmentación de la señal en tres intervalos: desde 0 hasta un punto posterior al comienzo; posterior al comienzo hasta pasar el máximo; y alrededor del punto final.
4. Obtención de los picos y su ubicación en el eje del tiempo discreto a partir de la función "findpeaks" de MATLAB. (Requiere ajuste de umbral de pico mínimo a detectar)
5. Promediado de los valores entre los candidatos a puntos notables, obteniéndose una media por cada ciclo y cada punto notable.
6. Promediado del ciclo completo de 100 mediciones.

Se ha procedido, además, con un análisis estadístico para obtener, al menos para los casos de mínimo y máximo ruido, el intervalo de los puntos notables para un nivel de confianza del 90% [15], [16]. Obsérvese que la desviación estándar de las muestras tomadas va aumentando con el nivel de ruido añadido por lo que la dispersión para el intervalo de confianza seleccionado se hace mayor respecto a menores niveles de contaminación. El resultado puede mejorarse, en especial en cuanto a la exactitud del punto de comienzo de la forma de onda bajo prueba, si la señal de salida del filtro se transforma en energía. Para tal propósito basta elevar al cuadrado el arreglo representado por el vector de salida del filtro de curvatura: en MATLAB simplemente una multiplicación de arreglos $V \times V$ si V representa dicho vector. Esta operación reduce el ruido en los segmentos de bajo nivel de intensidad, o sea, cercanos a cero y enfatiza los picos de máxima energía. Es una operación de autocorrelación para el caso particular de desplazamiento cero. Tal resultado se muestra en la Tabla 3.

Tabla 3. Alternativa en la que se convierte a Energía la salida del filtro de curvatura (salida elevada al cuadrado) y segmentación. Se tomaron 100 muestras en un lazo de "for".

Nivel de Ruido	Comienzo	Máximo	Final	Error Relativo
0	51	76	101	Referencia
0.01	51.7600	76.0136	101.7150	$E_c=1.5\%$ $E_m=0.02\%$ $E_f=0.71\%$
0.05	51.9842	76.1787	101.9153	$E_c=1.9\%$ $E_m=0.2\%$ $E_f=0.9\%$
0.08	51.7265	76.0899	103.4958	$E_c=1.4\%$ $E_m=0.1\%$ $E_f=2.5\%$
0.1	51.2942	76.1952	103.5938	$E_c=0.6\%$ $E_m=0.25\%$ $E_f=2.5\%$

4. SEÑALES ELECTROCARDIOGRÁFICAS (ECG)

Antes de exponer el método propuesto se describirán las características básicas de un ECG [2,11,12]. En la Fig. 5 se muestra un ciclo típico de ECG con ritmo sinusal normal y las ondas P, Q, R, S y T. En este texto los puntos de comienzo y final de las ondas P y T se anotan como P_i , P_f , T_i , y T_f , y sus máximos como P_m y T_m , respectivamente. El punto de comienzo del complejo QRS se denomina Q_i , mientras que el final se conoce por punto J. También los máximos/mínimos de Q, R y S se anotan como Q_m , R_m y S_m respectivamente. Obsérvese que debido a la complejidad inherente no hay una definición rigurosa de estos conceptos.

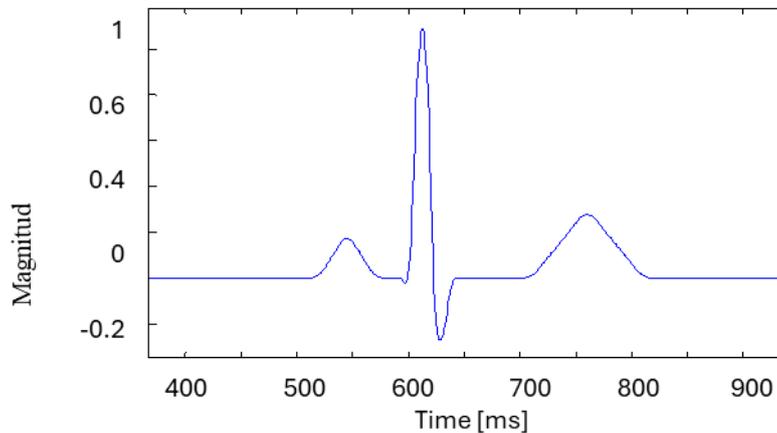


Figura 5: Vista esquemática de un ciclo de ECG mostrando los puntos fiduciaros.

Adicionalmente, el tramo de señal entre dos puntos R_m consecutivos se conoce como intervalo RR. De la misma forma, entre P_i y el siguiente Q_i se conoce como intervalo PQ (o PR si Q_i no es visible), mientras que el tramo entre Q_i y el siguiente punto T_i se conoce como intervalo QT. Análogamente, el tramo de señal entre el punto J y el siguiente punto T_i se denomina segmento ST, a la vez que el tramo entre P_f y el siguiente punto Q_i se conoce como segmento PQ [17]. La Tabla 4 muestra los valores normales de estas características en una derivación II con ritmo sinusal a un ritmo de 60 latidos por minuto en un adulto masculino sano [1], [17], [18]. Estos valores sirven de referencia para la verificación de la metodología propuesta la cual se realiza mediante la simulación y el uso de señales de prueba apropiadas. Partiendo de estos valores se puede implementar un método de diagnóstico automatizado basado en evaluaciones clínicas reportadas, por ejemplo, en [18], [19].

Tabla 4: Valores normales y límites en la señal ECG.

Característica	Valor Normal	Limite Normal
Ancho de P (Pf-Pi)	110 ms	+/- 20 ms
Intervalo PQ/PR	160 ms	+/- 40 ms
Ancho de QRS (J-Qi)	100 ms	+/- 20 ms
Intervalo QT	400 ms	+/- 40 ms
Segmento ST (Ti-Tj)	140 ms	-
Ancho de T (Tf-Ti)	160ms	-
Amplitud de P	0.15 mV	+/- 0.05mV
Altura del QRS	1.50mV	+/- 0.50 mV
Nivel de ST	0.00 mV	+/- 0.10 mV
Amplitud de T	0.30 mV	+/- 0.20 mV

5. APLICACIÓN EN LA ESTIMACIÓN DE LOS PUNTOS FIDUCIARIOS

En esta sección se hace un resumen la metodología propuesta por los autores para la extracción del complejo QRS, los puntos fiduciaros y otros parámetros relacionados con la señal ECG [20]. Con tal propósito se va a suponer que se tiene una señal ECG no trivial, denotada como ecg_0 , de longitud L , tomada de un banco de prueba seleccionado, explicado más adelante. Esto es, $ecg_0 = (ecg_0, 1, \dots, ecg_0, L) \in \mathbb{R}^L$ es un vector de L componentes reales. Se denotará como F_s la razón de muestreo (frecuencia de muestreo) con la cual la señal ECG fue tomada, medida en Hertz (Hz). La señal ecg_0 es la llamada señal en bruto, digitalizada sin ningún proceso de pre filtrado. A su vez el conjunto de coeficientes del filtro se anotará como F_n . Los pasos a seguir se describen a continuación.

Detección del complejo QRS

El método clásico utiliza las técnicas desarrolladas en [2]. En principio se seleccionan los máximos de energía de la señal preprocesada, fijando un umbral que se ajusta empíricamente. Una adecuada selección de estos parámetros permite obtener la frecuencia cardiaca en latidos por minuto. Es interesante también revisar el método utilizado en las referencias [21], [22].

Se comienza con una señal bruta la cual se filtra mediante un pasa alto con frecuencia de corte en 0.5Hz. Previo al procesamiento de la energía, la señal es filtrada con un filtro pasa banda entre 10 y 25 Hz o entre 15 y 25 Hz, siendo un paso obligatorio para eliminar los llamados artefactos, interferencias y la influencia de las ondas P y T. Luego, los máximos de energía son extraídos de acuerdo a un cierto umbral, obteniéndose los picos R. Este método, con algunas variaciones, fue usado también por los autores como se reporta en [3]. En los trabajos de investigación, posteriores a la publicación citada como [3], los autores han seguido una alternativa diferente basada en los filtros de curvatura lo cual va a permitir una simplificación del proceso. Las simulaciones presentadas en las siguientes secciones se han realizado utilizando el paquete de programas MATLAB [14], aunque también es posible usar software de código abierto como Octave [23], muy cercano en sus características a MATLAB.

Selección del orden del filtro

La selección del orden del filtro a utilizar es imprescindible para el buen funcionamiento del método pues es lo que garantiza la equivalencia con el proceso clásico explicado arriba. En este sentido el orden del filtro depende de la frecuencia de muestreo. En la Tabla 5 las frecuencias de corte están normalizadas respecto a la mitad de la frecuencia de muestreo. A su vez, el orden del filtro de curvatura debe seleccionarse para que, a partir de una cierta frecuencia de muestreo, cubra una banda de paso entre 10 y 15 Hz, siendo posible incluso tomar un límite inferior de 5 Hz.

Tabla 5: Frecuencias de corte de Filtros de Curvatura de orden par (*N* coeficientes impares).

N	Fnc	Frecuencia en Hz para Fs=128 Hz ($F_c = F_{nc} * F_s / 2$) = $F_{nc} * 64$	Frecuencia en Hz para Fs=500 Hz ($F_c = F_{nc} * F_s / 2$) = $F_{nc} * 250$
3	0.457	29.4	114.25
5	0.2129	13.62	52.5
7	0.1398	8.49	33.2
9	0.0957	6.12	23.92
11	0.07422	4.75	18.55
13	0.05859	3.74	14.64
15	0.04883	3.12	12.20
17	0.04297	2.7501	10.7425
19	0.03711	2.3750	9.2775
21	0.0332	2.1248	8.3
23	0.0293	1.8752	7.3250
25	0.02575	1.6480	6.4375
27	0.02344	1.5	5.86

De acuerdo con esta Tabla un filtro de orden 4 (5 coeficientes) es apropiado para $F_s=128$ Hz, mientras que se requiere un filtro de orden 24 (25 coeficientes) para $F_s=500$ Hz. La Fig. 2 y Fig. 3 muestran la magnitud de la respuesta de frecuencia en valor absoluto de ambos filtros, destacando el comportamiento multi banda o pasa banda por intervalos de frecuencia, de los mismos. A partir de la Fig. 2 puede estimarse, para $F_s = 128$ Hz, una banda de paso entre 13 y 35 Hz aproximadamente. Esta selección no es crítica si el objetivo se concentra en medir la frecuencia cardiaca, pero

si adicionalmente se requiere ubicar la posición temporal exacta de los picos R, entonces se precisa de un proceso de sintonización adicional.

En la Tabla 5 se indica poniendo en azul las frecuencias que emulan el comportamiento de un filtro pasa banda clásica para ECG muestreados a 128 y 500 Hz. El color rojo, por su parte, indica el filtro para frecuencia de muestreo de 500 Hz, sintonizado con el propósito de obtener una detección exacta de los picos R ubicado en el borde de la banda recomendada.

Detección de picos

Una vez que la señal se procesa a través del filtro de orden apropiado, la señal resultante contiene una información valiosa que está especialmente concentrada alrededor de los máximos y mínimos de la señal o más exactamente, en los valores picos por arriba de un cierto umbral ajustado empíricamente. Los primeros dos gráficos de la Fig. 6 muestran la señal ECG bajo prueba, denominada cs403, muestreada a 500 Hz, así como la salida del filtro de curvatura de orden 24 (25 coeficientes), destacando los mínimos que representan los picos Rm. En la Fig. 7 y Fig. 8, se selecciona un solo ciclo y puede observarse, con más detalle, cómo el complejo QRS se extrae de la señal original en bruto de la misma manera que lo hace un filtro pasa banda tradicional [20]. La función "find" de MATLAB permite la obtención de la amplitud y posición temporal en número de muestras de los picos lo que es equivalente a la detección de los máximos de energía en el esquema clásico; esto identifica los picos Rm. Para la determinación de la frecuencia cardíaca se extraen los mínimos de la señal filtrada tomando como referencia un umbral ajustado empíricamente, midiendo luego la distancia en tiempo (# de muestras) entre estos mínimos que no son más que los picos R. Obsérvese, además, que las ondas P y T están completamente atenuadas.

La estimación del conjunto completo de puntos fiduciaros se explica en la referencia [4] y se basa, en principio, en la segmentación [24] de la señal alrededor del punto R, en cada ciclo. Esto significa recorrer la señal por tramos moviéndose hacia delante y hacia atrás. Esto permite encontrar los puntos Qm, Sm y J, a partir de los cuales es posible encontrar los puntos notables en las ondas P y T. Sin embargo, para dar este último paso es necesario cambiar el orden del filtro, buscando una frecuencia de corte más baja, a fin de resaltar las ondas P y T. Tal proceso se ilustra en las Fig. 9 y 10, mostrándose la salida filtrada para un ciclo de señal con filtros para diferentes órdenes: el primero para seleccionar solo el complejo QRS y el segundo, para destacar las formas de onda P y T.

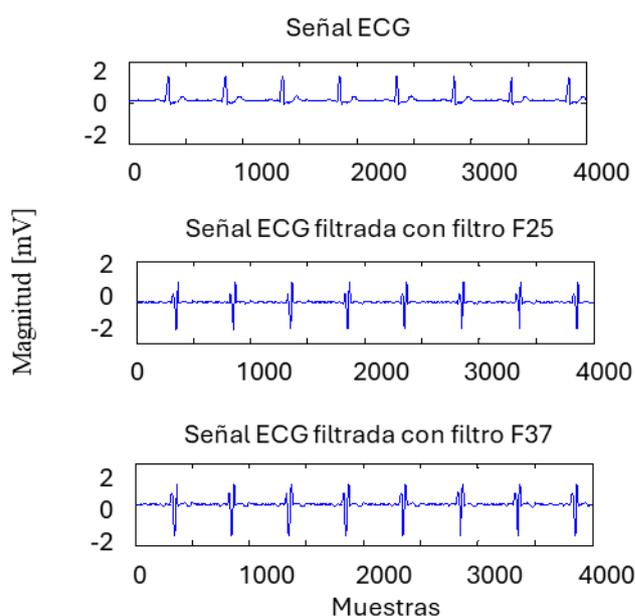


Figura 6: Señal ECG filtrada con filtros de curvatura de órdenes 24 y 36. Observar cómo se destacan los picos del complejo QRS en el segundo gráfico.

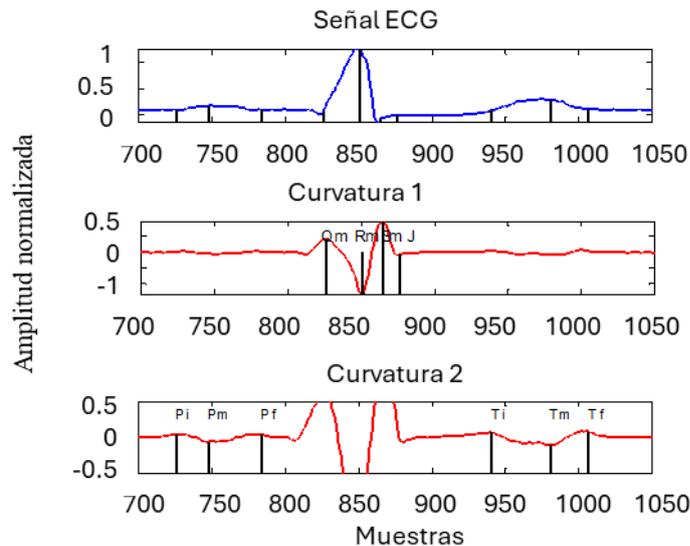


Figura 7: Resultado de aplicar los filtros de orden 24 para la detección de QRS y de orden 36 para la estimación de P y T. El último gráfico con un cambio de escala para resaltar la respuesta a las ondas P y T. La frecuencia de muestreo $F_s = 500$ Hz.

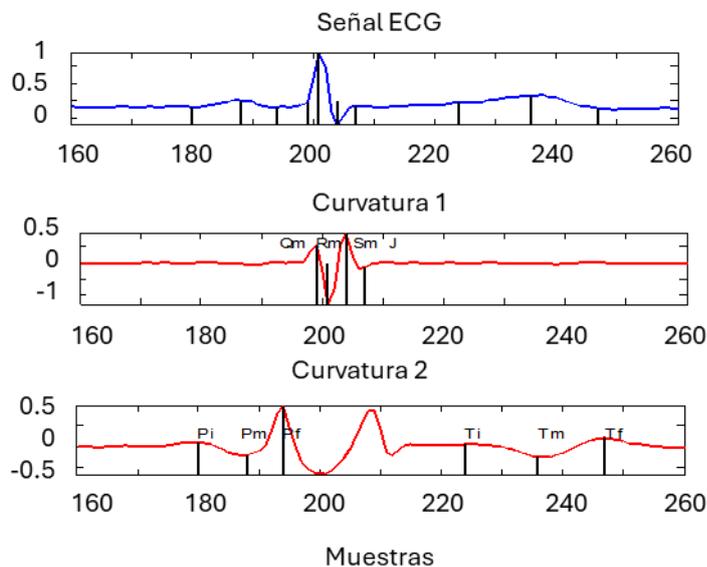


Figura 8: Resultado de aplicar los filtros de orden 4 para la detección de QRS y de orden 16 para la estimación de P y T. El último gráfico con un cambio de escala para resaltar la respuesta a las ondas P y T.

El orden del filtro debe aumentarse para desplazar la frecuencia de corte a un valor menor de manera que las ondas P y T sean relativamente enfatizadas y los máximos y mínimos a la salida del filtro sean detectados. Esto depende de la frecuencia de muestreo; para 128 Hz se necesita pasar de orden 4 a orden 16, mientras que, para 500 Hz, el cambio es de 24 a 36. La Fig. 7, Fig. 8 y Fig. 9 muestran el efecto de estos cambios.

Basado en esta estrategia de estimación de los puntos fiduciaros se realizaron pruebas con señales electrocardiográficas de diferentes fuentes y los resultados alcanzados han sido satisfactorios. Procedentes de tales fuentes son las señales de prueba cs403 [25] y nrstdb_18272 [26]. De estas señales, no sólo se estiman los puntos

fiduciarios, sino también la frecuencia cardíaca en latidos por minuto y los segmentos e intervalos más significativos los cuales se muestran en la Tabla 6. Esto permite verificar que están, a su vez, dentro del valor nominal reportado en la Tabla 3. Estos electrocardiogramas son normales y poseen una frecuencia cardíaca nominal de 60 latidos por minuto la cual se ha podido medir sin dificultad mediante la extracción de los picos R como se ha explicado arriba.

Tabla 6: Frecuencia cardiaca, anchos de ondas, segmentos e intervalos estimados para las señales de prueba.

Parámetro	Señal de prueba cs403	Señal de prueba nrddb_16272	Observaciones
bpm (latidos por minuto)	59.8802 60.0000 59.8802 60.0000	61.4400 62.4390 62.4390 62.9508	Cuatro ciclos, Nominal 60
Ancho de P	116 ms	109.4 ms	Dentro del valor normal
Intervalo PQ	168 ms	132.8 ms	Dentro del valor normal
Ancho del QRS	134 ms	78.1 ms	Fuera del límite en el cs403
Intervalo QT	396 ms	390.6 ms	Dentro del valor normal
Segmento ST	128 ms	132.8 ms	Dentro del valor normal
Ancho de T	134 ms	179.7 ms	Típico

CONCLUSIONES

En conclusión, el presente estudio destaca el desarrollo y aplicación de los filtros de curvatura como herramienta innovadora en el procesamiento de señales, especialmente en el ámbito de las señales electrocardiográficas. Los resultados obtenidos demuestran su robustez frente al ruido y su efectividad para la detección precisa de puntos fiduciarios, lo que los convierte en una valiosa contribución tanto en bioingeniería como en otras áreas del procesamiento digital de señales.

RECONOCIMIENTOS

Los autores desean agradecer al Centro de Modelación Matemática y Computacional (CEMMAC), así como a la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP) el apoyo brindado en recursos humanos y materiales, los cuales han hecho posible la realización del trabajo de investigación presentado. Igualmente quisieran dedicar estos resultados a la memoria del profesor Juan Raúl Rodríguez Suarez, de la Universidad de Pinar del Río, Cuba, un destacado colaborador en la temática aquí tratada.

REFERENCIAS

- [1] G. D. Clifford, F. Azuaje, P. E. McSharry (Eds). Advanced Methods and Tools for ECG Analysis. Artech House Publishing, October 2006.
- [2] J. Parak, J. Havlík. ECG signal processing and heart rate frequency detection methods. In Proceedings of the 19th Annual Conference Technical Computing Prague 2011. Prague (CzechRepublic), 2011, p. 91–96.
- [3] Yáñez R, Soto-Bajo M, Fraguera A, "Electrocardiogram fiducial points detection and estimation methodology for automatic diagnose". The Open Bioinformatics Journal ISSN: 1875-03662. Volume, 2019

Manuscrito recibido: 01-11-2023, aceptado: 24-01-2025

Sitio web: <http://revistatelematica.cujae.edu.cu/index.php/tele>

- [4] Yáñez R, Soto-Bajo M, Fraguera A, Rodríguez JR. "El método de los filtros de curvatura en el procesamiento de señales electro cardiográficas. (ECG) ". ISBN: 978-959-7255-01-7. V Conferencia Internacional en Ciencias de la Computación CICC 2020. En el marco de la XVIII Convención y Feria Informática 2020.
- [5] Luigi Y Di Marco, Lorenzo Chiari, "A wavelet-based ECG delineation algorithm for 32-bit integer online processing". BioMedical Engineering OnLine 2011. <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/10/1/23>
- [6] Taiyong Li, Min Zhou, " ECG Classification Using Wavelet Packet Entropy and Random Forests". Entropy. MDPI. 2016. Homepage: www.mdpi.com/journal/entropy
- [7] Shubhojeet Chatterjee, Romi Smirna et al, "Review of noise removal techniques in ECG signals". IET Signal Processing. Volume 14. Issue 9. Dec.2020.
- [8] Mohammad Wasimudin,K. Elleithy et al, "Stages-Based ECG Signal Analysis From Traditional Signal Processing to Machine Learning Approaches". IEEE Access. Sept. 2020.
- [9] Talent Magrupov et al, "ECG Signal Processing Algorithms To Determine Heart Rate". 2020 IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics. 2020
- [10] Ahmed Mohaamed Abagaro et al, " Automatic ECG Signal Analysis for Cardiac Abnormality Detection and Clasification". Journal of Electrical Engineerin g Technology. Vol.19, Pages 3355-3371.April 2024.
- [11] Austin Gibbs, "Universal high performance ECG signal processing engine to reduce clinical burden". National Institute of Health (NIH). 2022. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov>
- [12] Idoia Beraza, Inaki Romero, " Comparative study of algorithms for ECG segmentation". Science Direct Biomedical Signal Processing and Control. 2017. Journal homepage: www.elsevier.com/locate/bspc
- [13] Alan V. Oppenheim, Ronald W. Schaffer. Discrete- Time Signal Processing. 2nd Edition. Massachusetts Institute of Technology.1998.
- [14] MATLAB. The language of technical computing. General documentation, DSP System Toolbox. Releases R2013a & R2011b. <https://www.mathworks.com/help/MATLAB/>
- [15] Julius S. Bendat, Allan G. Piersol, "Random Data: Analysis and Measurement Procedures". Capítulo 6, 6.1 y 6.2. Wiley & Sons. 1971.
- [16] V.E. Gmurman, "Teoría de las probabilidades y estadística matemática". Parte tercera, Capítulos quince y diez y seis. Editorial Mir.1974.
- [17] A. C. Guyton, J. E. Hall, Tratado de Fisiología Medica. Décimo segunda Edición. Ed. Elsevier, 2011.
- [18] My EKG. La Web del Electrocardiograma. <http://www.my-ekg.com>
- [19] W. J. Tompkins, Ed., Biomedical Digital Signal Processing: C-Language Examples and Laboratory Experiments for the IBM PC. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993.
- [20] Yáñez R, Soto M, Fraguera A, Rodríguez JR. "Detección del complejo QRS: nuevo método basado en filtros de curvatura". Reporte Interno. CEMMAC, FCM, BUAP, México. 2018
- [21] B.-U. Kohler, C. Hennig, R. Orglmeister. The Principles of Software QRS Detection. IEEE Eng. Med. Biol. Mag., vol. 21, pp. 42–57, Jan. /Feb. 2002.
- [22] V. N. Pande, H. K. Verma and P. Mukhopadhyay. Software detection of ECG baseline and QRS-complex for coronary intensive care. JournalofMicrocomputerApplications, Volume 8, Issue 3, 1985, pp. 203–214.
- [23] John W. Eaton, David Bateman, SørenHauberg, RikWehbring (2015). GNU Octave version 4.0.0 manual: a high-level interactive language for numerical computations. URL <http://www.gnu.org/software/octave/doc/interpreter/>.
- [24] Idoia Beraza, Inica Romero, "Comparative study of algorithms for ECG segmentation". Biomedical Signal Processing and Control. TheNetherlands. 2017.
- [25] Cardiosim II: ECG Arrhythmia Simulator. Operating Instruction.

[26] A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. Ch. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C. K. Peng, H. E. Stanley. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *Circulation* 101(23):e215-e220 [Circulation Electronic Pages]; <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>; 2000 (June 13). PMID: 10851218; doi: 10.1161/01.CIR.101.23.e215.

SOBRE LOS AUTORES

Rene Yáñez de la Rivera: Ing. en Telecomunicaciones y Electrónica. Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Titular a cargo de las asignaturas "Sistemas de Transmisión" y "Redes de Telecomunicaciones III", Metodólogo de Investigación del Centro de Estudio de Telecomunicaciones e Informática (CETI), Universidad Tecnológica de La Habana "José Antonio Echeverría". CUJAE. Colaborador del Centro de Modelación Matemática y Computacional (CEMMAC) en la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP). México. No. ORCID: 0000-0002-4045-4512

Moisés Soto-Bajo: Lic. en Matemáticas. Universidad Complutense de Madrid. Doctor en Matemáticas. Joven investigador Cátedras CONACYT. Desarrolla su trabajo en el Centro de Modelación Matemática y Computacional (CEMMAC) de la Facultad de Ciencias Físico Matemáticas en la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP). México. No. ORCID: 0000-0002-1364-4484

Andrés Fragueta Collar: Licenciado en Matemática, Universidad de la Habana. Doctor en Ciencias Matemáticas en la Universidad de Lomonosov. Dirige el Centro de Modelación Matemática y Computacional (CEMMAC) de la Facultad de Ciencias Físico Matemáticas en la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP). México. Se destacan los proyectos vinculados a la bioingeniería, en particular el estudio de cardiopatías como el Síndrome de Brugada, así como la modelación de la propagación de epidemias. Tuvo a su cargo en fecha reciente, junto a un colectivo de autores y especialistas, la publicación de un libro sobre la Covid 19. No. ORCID: 0000-0001-5273-8777

CONFLICTO DE INTERESES

No existen conflictos de intereses ni de los autores ni de las instituciones a las cuales pertenecen en relación al contenido del artículo aquí reflejado.

CONTRIBUCIONES DE LOS AUTORES

- Rene Yáñez de la Rivera: 35% (realización del trabajo experimental aplicando los "filtros de curvatura", desarrollo del artículo y enfoque de estos filtros desde el punto de vista de ingeniería).
- Moisés Soto-Bajo: 35% (Desarrollo de la base matemática teórica, deducción de fórmulas prácticas de trabajo y software asociado complementario de la herramienta de análisis denominada por los autores como "filtros de curvatura").
- Andrés Fragueta Collar: 30% (dirección general del proyecto, revisión del trabajo y propuesta de alternativas).

Esta revista provee acceso libre inmediato a su contenido bajo el principio de hacer disponible gratuitamente investigación al público. Los contenidos de la revista se distribuyen bajo una licencia Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 Unported License. Se permite la copia y distribución de sus manuscritos por cualquier medio, siempre que mantenga el reconocimiento de sus autores y no se haga uso comercial de las obras.

