

Mejora de la Señal de Flujo Sanguíneo en Implantes Coronarios Mediante la Detección de Distorsiones Eventuales

D. Torres Guzmán, C.S. Carbajal Fernández

Escuela de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Mecatrónica, Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, Campus Estado de México.

RESUMEN

Se presenta un método para el procesamiento de señales en aplicaciones médicas que utilizan técnicas de diagnóstico basadas en ultrasonido Doppler. El método está orientado a obtener una mejor representación de la señal de flujo sanguíneo, a partir de la identificación y exclusión de los ciclos, de dicha señal, que se encuentran afectados por distorsiones eventuales. Esto permite, de manera robusta y confiable, estimar parámetros y extraer información clínicamente útil con el objetivo de formular diagnósticos precisos sobre la funcionalidad del objeto examinado. Se muestran los resultados de la aplicación del método sobre señales reales de flujo sanguíneo obtenidas durante procedimientos de revascularización coronaria y se demuestra que la estimación de los índices clínicos de interés mejora considerablemente cuando los ciclos detectados como afectados por ruido eventual son excluidos del análisis.

Palabras clave: procesamiento de señales, ultrasonido Doppler, ruido eventual, flujo sanguíneo.

Correspondencia:

Didier Torres Guzmán
Paseo del Acueducto, N° 280, Edificio A, Departamento 1A, Colonia
Villas de la Hacienda, CP 52929, Atizapán de Zaragoza, Estado de
México.
Correo electrónico: didiertg0405@yahoo.es

Fecha de recepción:

18 de agosto de 2014

Fecha de aceptación:

30 de noviembre de
2014

ABSTRACT

This paper aims to implement a method for signals processing in biomedical applications based on Doppler ultrasound techniques. The method is aimed to obtain a better representation of the blood flow signal, and it is based on the detection and exclusion of signal cycles detected as affected by eventual noise. This allows, in robust and reliable way, to estimate parameters and extract useful clinical information, in order to make accurate diagnoses on the functionality of the scanned object. The results of applying the method to two blood flow signals in coronary implants are presented, and it is observed that the estimation of the clinical indices improve when affected cycles are excluded of the signal analysis.

Keywords: signals processing, Doppler ultrasound, eventual noise, blood flow.

INTRODUCCIÓN

Las señales ultrasónicas, utilizadas como señales interrogantes para el diagnóstico de vasos sanguíneos, son susceptibles a la presencia de diversas fuentes de ruido que originan distorsiones que interfieren con la señal de interés y que ocultan, total o parcialmente, la información clínicamente útil contenida en ella [1]. Durante la caracterización de los vasos sanguíneos, utilizados como implantes coronarios (o *bypass*), en los procedimientos de revascularización coronaria, se emplean técnicas basadas en ultrasonido Doppler que constituyen una herramienta para diagnosticar, cuantitativa y cualitativamente, el estado del implante y validar la calidad de la intervención quirúrgica [2].

Durante dicha caracterización, un transductor es situado sobre la superficie del injerto coronario (de entre 2 a 4 mm de diámetro). Esta colocación y la poca estabilización que es posible obtener dada la reducida área de apoyo, generarán un movimiento, voluntario o involuntario, entre el transductor y el vaso injertado. Este movimiento que, además, es inevitable dada las propias características de la superficie de apoyo y de la técnica de validación, traerá consigo problemas

que se manifiestan en la señal de flujo sanguíneo en forma de distorsiones, las cuales serán clasificadas, para los fines de este trabajo, como **distorsiones eventuales**. Se denominará distorsión eventual a toda aquella deformación, exhibida en la señal bajo estudio, que es causada por una o varias fuentes aleatorias de ruido que dificultan o imposibilitan la extracción de la información clínicamente útil contenida en dicha señal. Dichas distorsiones no se presenta en todos los intervalos de la señal y pueden ocasionar las mayores deformaciones en los ciclos de ocurrencia, incluida la pérdida de su morfología, cambios de amplitud entre ciclos, entre muchas otras. Además, no se distribuyen periódicamente, no pueden ser modeladas mediante una función de densidad de probabilidad conocida ni caracterizadas estadísticamente y no es posible estimar dónde ni cuándo se presentarán. A las fuentes de ruido que provocan este tipo de distorsiones se les denominará, a lo largo del trabajo, fuentes de **ruido eventual**.

Cuando se caracteriza un implante coronario, las distorsiones eventuales que se pueden presentar en la señal Doppler de flujo se deben fundamentalmente a las siguientes fuentes de ruido: el movimiento relativo entre el transductor y el puente coronario y a la presencia de émbolos (o burbujas

de aire) en el torrente sanguíneo. Las distorsiones producidas por el movimiento del transductor son inevitables dadas las condiciones en las que se realiza la verificación y las características de la propia superficie donde es apoyado. Por su parte, los émbolos, en el interior del puente coronario, no necesariamente se presentan durante las validaciones. Esto se debe a que previo a la intervención quirúrgica, y como parte de los estudios a los que se somete el paciente, se realiza un estudio mediante angiografía, generalmente, del vaso o los vasos que serán utilizados como implantes. Independientemente de esto, se pudieran presentar émbolos una vez realizadas las anastomosis.

Los émbolos producen distorsiones en la señal de flujo que pueden ser clasificadas como eventuales debido a su comportamiento aleatorio a lo largo de todo el ciclo cardíaco de ocurrencia. Varios han sido los artículos publicados y las patentes solicitadas y concedidas que abordan el problema de la detección y la clasificación de émbolos desde el punto de vista del procesamiento de señales. Para detectar la presencia de un émbolo en el torrente sanguíneo es necesario identificar una distorsión en la señal de flujo con un determinado patrón que es asumido como específico de un émbolo [3]. Estos métodos se basan en identificar dicho patrón, comparando la relación de potencia entre el flujo sanguíneo en condiciones normales y en presencia de un émbolo. Uno de sus inconvenientes es que la potencia de la señal varía considerablemente entre los pacientes y los distintos tipos de vasos, por lo que resulta difícil establecer un umbral para detectar la presencia de los artefactos producidos.

A pesar de que en el estado del arte existen una gran cantidad de métodos para la identificación de émbolos [3]-[21], todos requieren algunos supuestos para poder implementar sus algoritmos. Los supuestos principales que se asumen son: la dispersión acústica creada por un émbolo, de

cierto volumen, es igual a la dispersión de una partícula de forma esférica del mismo volumen, el émbolo y los glóbulos rojos tienen la misma velocidad en el vaso sanguíneo, el volumen desplazado por el émbolo es mucho más pequeño que el volumen del vaso bajo observación y el émbolo es mucho mayor que los glóbulos rojos [3]. Estos supuestos no necesariamente se cumplen siempre, por lo que esto pudiera afectar la detección de la distorsión eventual asociada al émbolo. Aunque los métodos funcionan bajo los supuestos y con ciertas condiciones, no son aplicables a la detección de las distorsiones eventuales que se abordan en este trabajo. Lo anterior se debe a que dichos supuestos constituyen limitaciones para los métodos donde son considerados, lo cual conduce a que dichos métodos presenten ciertas desventajas. Por ejemplo, según se plantea en [3]-[4], y es la base sobre la cual muchos artículos y patentes implementan sus algoritmos, una de las características de la distorsión eventual originada por un émbolo es que su amplitud supera hasta en 60 dB a la amplitud de la señal resultante del movimiento de los elementos dispersivos (glóbulos rojos) de la sangre. Lo anterior implica que la potencia de la distorsión generada por el émbolo debe ser lo suficientemente superior a la de la señal que porta la información útil para poder lograr su correcta identificación. Esta característica ha sido utilizada, por ejemplo, en [5]-[6]. Otra de las restricciones para la identificación de un émbolo es que su tiempo de duración debe ser inversamente proporcional a su velocidad. En [7]-[8] se asume que la velocidad del émbolo es igual a la de los componentes de la sangre; sin embargo, la velocidad del flujo sanguíneo varía constantemente: aumenta en sístole, disminuye en diástole, en el centro del vaso es mucho mayor que cerca de las paredes, cuando existen turbulencias existirá un movimiento caótico en el interior del vaso y experimenta un aumento considerable en presencia de estenosis.

De manera general existen varios procedimientos publicados y/o patentados que son utilizados para la identificación de la distorsión eventual generada por un émbolo. Todos los métodos, de alguna manera u otra presentan desventajas con respecto al método que se presenta en este trabajo. Realizando un estudio, se pueden resumir las desventajas de los métodos de detección de émbolos en los siguientes puntos:

1. necesitan asumir determinado comportamiento y características del émbolo como en [3]-[4]: la dispersión acústica originada por el émbolo, es igual a la dispersión producida por una partícula de forma esférica del mismo volumen, el émbolo y los glóbulos rojos tienen la misma velocidad en el vaso, el volumen desplazado por el émbolo es mucho más pequeño que el volumen del vaso bajo observación y el émbolo es un mucho mayor que los glóbulos rojos;
2. son dependientes de las características de la distorsión eventual originada por el émbolo y de la señal que porta la información útil [4];
3. necesitan que exista un aporte significativo de la potencia de la distorsión eventual producida a la potencia total de la señal para lograr una correcta identificación [3];
4. cuando se usan métodos basados en wavelets, [9]-[15], se debe seleccionar una función wavelet cuyo comportamiento se asemeje al asumido para la distorsión eventual generada por el émbolo, en los métodos que utilizan modelos autoregresivos para incrementar el contraste entre el émbolo y la sangre, se debe usar un filtro pasa-alto adicional [3], los métodos basados en la transformada de Fourier de corta duración [16] presentan poca resolución tanto frecuencial como temporal y, además, presentan el inconveniente de

depender de la selección del tipo y tamaño de la ventana de datos;

5. muchos de los métodos, [17]-[19], son costosos computacionalmente y complejos desde el punto de vista electrónico [20]-[21], requiriendo varios que el haz ultrasónico atraviere completamente la sección transversal del vaso bajo estudio por lo que necesitan un arreglo especial de transductores que complica significativamente la implementación y las rutinas de procesamiento.

El método que se presenta en este artículo permite identificar los ciclos de la señal de flujo afectados por distorsiones eventuales sea cual sea la potencia de la señal útil y la potencia de la mencionada distorsión. Esto constituye una ventaja respecto a métodos existentes ya que no requiere que la potencia de la distorsión originada sea significativamente superior a la de la señal bajo estudio para lograr una correcta identificación. Tampoco supone un tiempo, fijo o variable, para la distorsión, lo que lo hace independiente de la velocidad del flujo. Además, no depende del tamaño de los datos ni su resolución, y requiere pocas y sencillas operaciones por lo que es ideal para situaciones clínicas que requieren una retroalimentación inmediata con el objetivo de formular y emitir diagnósticos precisos.

METODOLOGÍA

Señal de flujo sanguíneo y ruido

El proceso mediante el cual se obtiene la señal de flujo sanguíneo $D(t)$, utilizando ultrasonido Doppler, consiste en los siguientes pasos: inicialmente se emite una onda de ultrasonido, utilizada como señal interrogante, desde un transductor que es excitado con una señal de tensión o corriente. Esta excitación puede ser realizada de manera continua, en cuyo caso la técnica se denomina de onda continua (*CW* por sus siglas en

inglés, *Continuous Wave*) o de manera intermitente con una base periódica, en cuyo caso la técnica se denomina de onda pulsada (*PW* por sus siglas en inglés, *Pulsed Wave*) [1]. Sin importar el modo de excitación, seguidamente al proceso de transmisión tiene lugar el proceso de propagación del ultrasonido a través del tejido biológico. Aquí la señal interrogante impacta con los componentes internos (fundamentalmente paredes vasculares y glóbulos rojos) de dicho objeto y tienen lugar una serie de fenómenos físicos (dispersión, atenuación, reflexión, refracción, etc.) que afectarán la morfología, la intensidad y la dirección de la onda incidente. Dichos fenómenos constituyen mecanismos que, al actuar de manera individual o conjunta, y en dependencia de las propiedades y características del material impactado, generan las señales recibidas (o ecos), las cuales serán una versión modificada de la señal interrogante. Dichas modificaciones se deben, entre otros factores, a los cambios de frecuencias causados por el efecto Doppler producido por el movimiento de los componentes internos del vaso sanguíneo explorado [1].

Para ambos modos de excitación, es deseable poder cuantificar y procesar los ecos que retornan, lo cual es realizado en el proceso de recepción. Aquí se acondiciona la señal recibida para obtener los niveles requeridos por la aplicación en particular, se aplican técnicas de filtrado para cancelar las componentes de ruido y seguidamente se digitaliza para su posterior procesamiento y visualización. La señal recibida es procesada y analizada con el objetivo de extraer información útil para realizar un diagnóstico sobre las condiciones funcionales del material explorado.

En los tres procesos mencionados, tanto la señal interrogante, durante su emisión y propagación en el tejido biológico, como la señal recibida, durante su propagación y procesamiento, quedarán expuestas a ser contaminadas por diversas fuentes de ruido,

por lo que la señal Doppler de flujo $D(t)$ quedará afectada severamente, lo cual puede encubrir, de manera total o parcial, la información útil contenida en ella.

Las fuentes de ruido pueden ser modeladas como procesos aleatorios y las que se manifiestan durante el registro de la señal de flujo $D(t)$ serán clasificadas, para los objetivos del trabajo, como fuentes de ruido continuo $n_i(t)$ y fuentes de ruido eventual $n_a(t)$. Las fuentes de ruido eventual fueron abordadas en la introducción del trabajo por ser el objetivo principal. Por su parte, se denominará fuente de **ruido continuo** a toda aquella que genere distorsiones que siempre se exhiben en la señal de flujo, contaminan sus ciclos de manera homogénea, algunas pueden presentarse de manera periódica, y son asumidas con características Gaussianas (con valor medio nulo), ergódicas y estadísticamente independientes; por lo que son modeladas, tradicionalmente, mediante una función de distribución de probabilidad Normal. En el caso de las aplicaciones donde se utilizan técnicas basadas en el efecto Doppler para la caracterización espectral del flujo sanguíneo, las fuentes de ruido continuo que se manifiestan con más frecuencia son:

1. el fenómeno de propagación de las ondas ultrasónicas en el tejido biológico y los mecanismos de generación de ecos [22]-[23];
2. las limitaciones de la técnica basada en el efecto Doppler (por ejemplo, dependencia directa de la frecuencia o velocidad con el ángulo de insonación) [23];
3. el uso inadecuado de la tecnología o configuración incorrecta del equipo (por ejemplo, selección inadecuada de la ganancia del subsistema de recepción, de la frecuencia de corte del filtro de pared, de la frecuencia de repetición, entre otras). [23];
4. la instrumentación (por ejemplo, el ruido térmico o de Johnson originado

en los componentes resistivos, el ruido electrostático generado por la presencia de una diferencia de potencial con o sin flujo de corriente, el ruido electromagnético presente en todas las componentes de frecuencias fundamentalmente en las de radio, el ruido de procesamiento debido a los procesos de discretización y conversión analógica a digital y el ruido ambiental e interferencias) [24];

5. las condiciones fisiológicas y anatomía del propio paciente (por ejemplo, variabilidad del sistema cardiovascular) [23].

Otros tipos de movimientos, por ejemplo, los causados por las acciones propias del ser humano como toser o estornudar durante los diagnósticos, los movimientos respiratorios y los movimientos debido a los ciclos de sístole y diástole del músculo cardíaco, no presentan relevancia para el trabajo que se presenta pues, o bien originan distorsiones que se consideran continuas y se modelan como procesos estocásticos Gaussianos, o bien no se presentan en las situaciones de diagnóstico del vaso sanguíneo injertado durante la revascularización coronaria.

Teniendo en cuenta las fuentes de ruido abordadas anteriormente, es posible tratar la problemática de atenuación/cancelación de las mismas como un problema de regresión no paramétrica, en el cual se dispone de un conjunto de datos $x(t)$ dados por:

$$x(t) = D(t) + n_i(t) + n_f(t) + n_a(t) \quad (1)$$

En la expresión (1) $D(t)$ es la señal determinística e invariable en cada ciclo cardíaco y que porta la información útil que se desea recuperar; y $n_f(t)$ es la fuente de ruido asociada a las condiciones fisiológicas y la anatomía del propio paciente. Ésta es un caso especial de fuente de ruido continuo, pues, a diferencia del resto, las distorsiones originadas por ella solamente exhiben componentes de frecuencias dentro

de la banda de la señal útil, razón por la cual no es posible estimar sus propiedades espectralmente.

Modelado matemático para la detección del ruido eventual

Los inconvenientes de los métodos citados para la detección de la distorsión eventual originada por un émbolo pueden ser superados explotando las propiedades de periodicidad de la señal de flujo y los principios que rigen las fuentes de ruido continuo $n_i(t)$ y $n_f(t)$ que permiten asumirlas como procesos ergódicos y estadísticamente independientes [24].

Sea x_k la señal Doppler de flujo sanguíneo obtenida en el intervalo k ($k \geq 2$) por un transductor, con señal determinística y que porta la información útil $D(t)$, ruido continuo $n_{i,k}$ y $n_{f,k}$ de potencias respectivas $P_{i,k}$ y $P_{f,k}$ y ruido eventual $n_{a,k}$ de potencia $P_{a,k}$. El error cuadrático medio entre el k -ésimo ciclo y el promedio de los anteriores (con T muestras cada uno), será:

$$e_k = \frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T \left[x_k(t) - \frac{1}{k-1} \cdot \sum_{j=1}^{k-1} x_j(t) \right]^2 \quad (2)$$

Sustituyendo la expresión (1) en la expresión (2), y desarrollando teniendo en cuenta las propiedades de los procesos ergódicos y Gaussianos [24], se tiene:

$$e_k = \frac{k}{k-1} \cdot P_t + P_{a,k} \quad (3)$$

En la expresión (3) P_t es la potencia total el ruido continuo presente en la señal; o sea $P_t = P_{i,k} + P_{f,k}$. Pero, como es bien conocido, para cualquier señal aleatoria (o proceso estocástico) se cumple que la potencia es igual a la suma de su varianza y el cuadrado de su valor medio; o sea:

$$P_t = \sigma_t^2 + m^2 \quad (4)$$

Como se están tratando distorsiones continuas que son modeladas con una función Gaussiana con media cero, entonces:

$$P_t = \sigma_t^2 \quad (5)$$

Teniendo en cuenta la expresión (5), la expresión (3) quedaría representada según:

$$e_k = \frac{k}{k-1} \cdot \sigma_t^2 + P_{a,k} \quad (6)$$

De la expresión (6) se puede observar que:

1. e_k es independiente de $D(t)$ y que a medida que k aumenta $e_k \rightarrow \sigma_t^2 + P_{a,k}$.
2. se puede comprobar que habrán ocurrido distorsiones eventuales ($P_{a,k} \neq 0$) en el intervalo k dado que entonces se cumpliría que:

$$e_k = \frac{k}{k-1} \cdot \sigma_t^2 \quad (7)$$

3. σ_t^2 se corresponde con la varianza total del ruido continuo presente en la señal; o sea, con la varianza del ruido $n_i(t)$ que produce distorsiones con frecuencias fuera de la banda de la señal útil y con la varianza del ruido $n_f(t)$ que origina distorsiones con frecuencias que se solapan con la banda de la señal útil. Es decir:

$$\sigma_t^2 = \sigma_i^2 + \sigma_f^2 \quad (8)$$

4. se corresponde al caso donde $x_k(t)$ es una señal continua y toma infinitos valores en el intervalo $[0, T)$. En la práctica cuando la señal Doppler es digitalizada, t tomará valores finitos en el intervalo $[0, T)$. Esto hace que los cálculos relacionados con la varianza y el valor medio resulten estimaciones de los valores reales. Lo anterior hace que e_k también se convierta en una estimación. Como resultado de la discretización cada vez que se estime e_k para una realización de $x_k(t)$ existirá una fluctuación en su valor. Por

tanto, cuando se verifique la relación (7), aparecerá en (6) una zona de incertidumbre donde no es posible plantear con exactitud si existe alguna componente de ruido eventual o ha ocurrido un error debido a la propia estimación de e_k .

Para tener en cuenta dicha incertidumbre en el comportamiento de e_k , se denotará por E_k al valor esperado de e_k cuando no existen distorsiones eventuales ($P_{a,k} = 0$) en la expresión (6). Entonces:

$$E_k = \frac{k}{k-1} \cdot \sigma_t^2 \quad (9)$$

Se debe notar de la expresión (9) que el valor esperado también es dependiente del intervalo k adquirido. Dado que existe cierta probabilidad de que no hayan ocurrido distorsiones eventuales cuando $e_k > E_k$, se introduce, entonces, el parámetro α para controlar dicha probabilidad y la intensidad de la distorsión eventual que no se detecta, y se dirá entonces, que habrán ocurrido distorsiones eventuales sí y sólo sí:

$$e_k \geq \alpha \cdot E_k \quad (10)$$

El factor α se denominará **factor de distorsión** y controlará la probabilidad y/o error en la detección de la distorsión eventual que afecta a la señal útil en cada intervalo y al producto $\alpha \cdot E_k$ se le denominará **umbral de detección**, el cual, a su vez, quedará controlado por el factor de distorsión y, también, será dependiente del intervalo k .

Estimación del ruido continuo

La expresión (10) para determinar el umbral de detección, depende de la estimación de la varianza total del ruido continuo que acompaña a la señal de flujo, tanto de las fuentes de ruido que provocan distorsiones con frecuencias fuera de la banda de la señal útil, como de las fuentes de ruido que ocasionan distorsiones con frecuencias que se solapan con las de la señal útil.

Una variante para estimar el ruido continuo es en la zona del espectro donde no existan componentes de frecuencias de la señal útil. En la práctica esto es posible porque la señal Doppler de flujo está limitada en banda. A modo de ejemplo, las componentes de frecuencias de dicha señal están relacionadas con las velocidades de los glóbulos rojos, que por supuesto es finita, mientras que las componentes del ruido continuo Gaussiano se distribuyen, en el caso ideal, uniformemente hasta el “infinito” [24].

Esta variante se desarrolló en [25] en la señal de electrocardiografía donde el ruido se extrae de una parte del espectro en la que sólo están presentes las frecuencias de la señal de electromiografía y que no se solapan con la banda de frecuencias de la señal de electrocardiografía. Se debe resaltar que esta variante, está relacionada con la estimación de las fuentes de ruido continuo $n_i(t)$ que originan distorsiones cuyas frecuencias no se solapan con las frecuencias de la señal útil; es decir, están asociadas a la estimación de σ_i^2 . Sin embargo, la expresión (10) requiere de la estimación de la varianza total y no sólo de σ_i^2 , por lo que es necesario encontrar una manera para tener en cuenta la varianza σ_f^2 de las fuentes de ruido, como la variabilidad del sistema cardiovascular, cuyas frecuencias se solapan con la banda de frecuencias de la señal útil y que no se pueden estimar espectralmente.

Con el objetivo de controlar la varianza de las distorsiones debidas a las variaciones naturales del sistema cardiovascular, se introduce el parámetro β , denominado **factor de ruido fisiológico**. Al tener en cuenta este nuevo parámetro en el valor esperado del error cuadrático medio cuando no existen distorsiones eventuales (expresión (9)), y en función de la varianza de las componentes del ruido continuo que es posible estimar, se tiene que:

$$E_k = \beta \cdot \frac{k}{k-1} \cdot \sigma_i^2 \quad (11)$$

El factor β , introducido en la expresión

(11), puede ser interpretado como:

$$\beta = \frac{\sigma_i^2 + \sigma_f^2}{\sigma_i^2} = 1 + \frac{\sigma_f^2}{\sigma_i^2} \quad (12)$$

Con la expresión (12), el nuevo umbral de detección quedará definido según:

$$e_k \geq \alpha \cdot \beta \cdot E_k \quad (13)$$

Selección de los parámetros α y β

Los valores de α y β , en situaciones prácticas, pueden hacerse todo lo riguroso que se necesite; por ejemplo, si disminuye uno u otro, o los dos, el umbral de detección disminuirá y un mayor número de ciclos serán clasificados como afectados por ruido eventual. Esto, por un lado, favorece la detección de una mayor cantidad de ciclos afectados, pero, por otro lado, contribuye a un aumento de los falsos positivos (ciclos no distorsionados que se clasificarían como afectados).

Con el objetivo de conocer el efecto de los parámetros α y β en función de la intensidad de la distorsión detectada es necesario obtener un intervalo de valores de prueba para dichos factores. Valores grandes no son adecuados, pues aumentaría el umbral de detección (expresión (13)) y más ciclos afectados no serían detectados (aumentarían los falsos negativos); y valores pequeños (generalmente menores a uno) no se consideran pues intervalos no afectados serían clasificados como distorsionados (aumentarían los falsos positivos).

En la figura 1 se estudia el conjunto de valores para el factor de ruido fisiológico desde $\beta = 1$ hasta $\beta = 30$ (con una resolución o paso de 0.5) y en función del número de intervalos detectados con distorsiones eventuales para los valores del factor de distorsión desde $\alpha = 1$ hasta $\alpha = 30$ (con una resolución de 0.5). Debido a que para algunas combinaciones de los valores de α y β seleccionados el comportamiento en la detección es similar, se muestran las curvas

superpuestas y no es posible distinguirlas todas. Por ejemplo, una de las curvas mostradas en la figura 2 con línea continua fina es para $\beta = 1$, una de las mostradas con línea discontinua fina es para $\beta = 1.5$ y una de las mostradas con líneas de puntos es para $\beta = 2$.

En la figura 1 las curvas presentan claramente dos regiones, cada una con un comportamiento diferente. De 1 a 5 intervalos afectados los valores de β varían bruscamente desde $\beta = 1$ hasta $\beta = 30$; mientras que para más de 5 intervalos detectados como afectados los valores de β varían en un intervalo más estrecho: desde $\beta = 1$ hasta $\beta = 7$.

Esto indica que los 5 primeros intervalos que se detecten como afectados estarán severamente distorsionados y que la diferencia entre los errores en el resto de los intervalos es pequeña. Si se consideran los valores del parámetro β que son comunes para las dos regiones de la figura 1 es posible plantear que un intervalo de valores adecuados para este factor será $1 \leq \beta \leq 7$.

En la figura 2 se estudia el conjunto de valores para el factor de distorsión desde $\alpha = 1$ hasta $\alpha = 30$ (con un resolución de 0.5) y en función del número de ciclos detectados con distorsiones eventuales para los valores del factor de ruido fisiológico desde $\beta = 1$ hasta $\beta = 30$ (con un paso de 0.5).

Como se puede observar en la figura 2, el comportamiento de las curvas es similar al mostrado en la figura 1. De 1 a 5 intervalos con distorsiones eventuales los valores de α varían violentamente desde $\alpha = 1$ hasta $\alpha = 30$. Mientras que para más de 5 ciclos con distorsiones eventuales detectados los valores de α varían en un intervalo más estrecho: desde $\alpha = 1$ hasta $\alpha = 7$. Teniendo en cuenta los valores del parámetro α que son comunes para las dos regiones de la figura 2 es posible plantear que un intervalo adecuado para α será $1 \leq \alpha \leq 7$. Notar que, hasta este punto, el intervalo de valores obtenido para α es idéntico al obtenido para β .

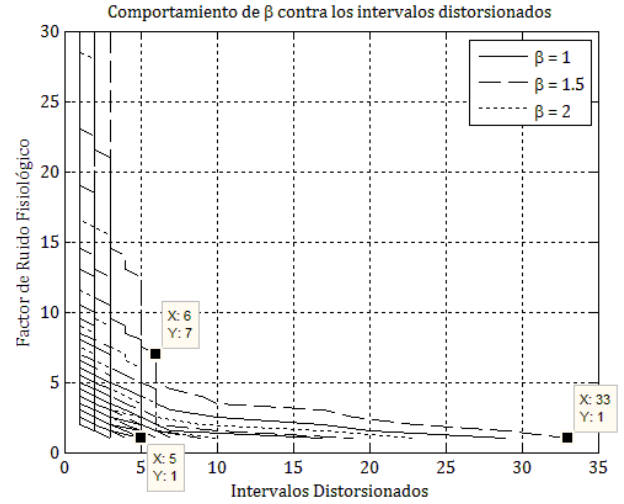


Figura 1: Representación del factor β en función del número de intervalos distorsionados detectados.

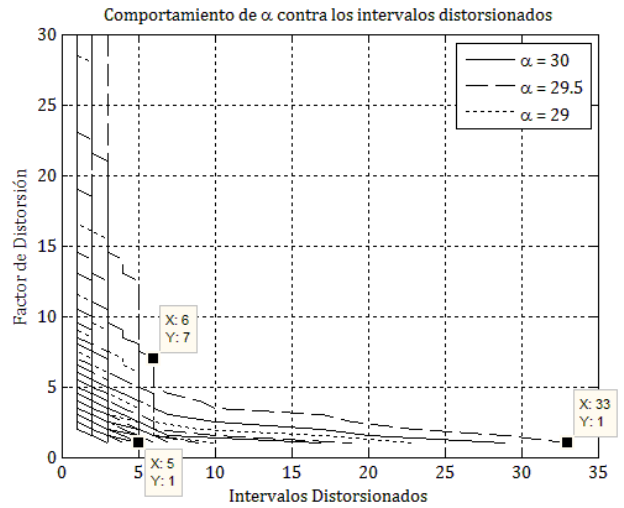


Figura 2: Representación del factor α en función del número de intervalos distorsionados detectados.

Esto indica un comportamiento decreciente del número de ciclos detectados como distorsionados cuando uno de los dos factores se mantiene constante y se aumenta el otro.

Un ajuste extra puede ser realizado para α . En la figura 3 se muestra el comportamiento de dicho factor para siete valores diferentes en el intervalo $1 \leq \alpha \leq 7$ y en función del número de ciclos detectados con ruido eventual para siete valores, escogidos al azar, de β en el intervalo $1 \leq \beta \leq 7$.

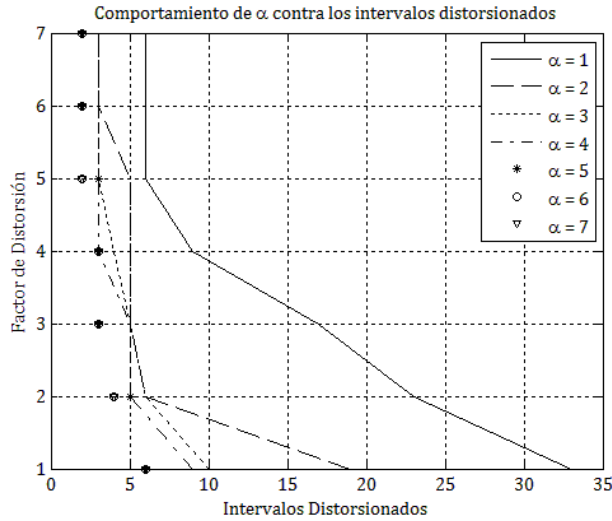


Figura 3: Representación del factor α en función del número de intervalos distorsionados detectados para siete valores distintos en el intervalo $1 \leq \alpha \leq 7$.

Se debe notar en la figura 3 que el comportamiento de las 7 curvas es diferente excepto para $\alpha = 5$, $\alpha = 6$ y $\alpha = 7$.

Para todos los casos, la máxima cantidad de intervalos distorsionados que serán detectados dependerá del propio valor utilizado; por ejemplo, para $\alpha = 1$ esta cantidad es 33, para $\alpha = 2$ es 19, para $\alpha = 3$ es 10, para $\alpha = 4$ es 9 y 6 para $\alpha = 5$, $\alpha = 6$ y $\alpha = 7$. Esto demuestra que utilizar los valores en el intervalo $5 \leq \alpha \leq 7$ disminuirá en aproximadamente 27 (de 33 a 6) el número máximo de ciclos afectados por ruido eventual que es posible detectar. Esto hace que el intervalo de valores para α pueda ser reajustado de $1 \leq \alpha \leq 7$ a $1 \leq \alpha < 5$.

Un ajuste adicional, como el realizado anteriormente, conduce a que el intervalo final de valores para el factor de distorsión puede ser reducido a $1 \leq \alpha \leq 3$.

Los intervalos determinados anteriormente para los parámetros α y β son los que se emplearán finalmente en la aplicación práctica del método que se propone. Para efectos de la operación del método, el producto $\alpha\beta$ pudiera ser utilizado como un único factor; sin embargo, se ha realizado un estudio independiente de cada uno dado que tienen una interpretación física diferente

y son utilizados para ajustar y controlar diferentes características. El factor α es utilizado para el ajuste del umbral de detección y el factor β fue introducido para controlar la potencia de las distorsiones generadas por el ruido continuo intrínseco y que no es posible detectar espectralmente (expresión (12)). Por estos mismos motivos, el reajuste realizado en la figura 3 para α no fue realizado para β .

Algoritmo para la detección de ruido eventual

Se presenta un procedimiento para promediar N ciclos de una señal de flujo sanguíneo que excluye los detectados como afectados por ruido eventual, donde el parámetro α controla el umbral de detección y el factor β ayuda a regular la potencia de las distorsiones debidas a la variabilidad del sistema cardiovascular. El método se resume en los siguientes pasos:

1. fijar los parámetros $\alpha > 1$ y $\beta > 1$ para el intervalo de valores determinado para ambos factores.
2. para $k = \{2, 3, \dots, N\}$ hacer:
 - (a) determinar σ_i^2 utilizando la estimación en el espectro y promediar el resultado con el de los intervalos anteriores.
 - (b) determinar el error cuadrático medio entre el k -ésimo intervalo y el promedio de los anteriores empleando la expresión (2).
 - (c) si se cumple la condición dada por la expresión (13) se excluye el k -ésimo intervalo de la promediación durante la comparación con el próximo.
 - (d) si se cumple la condición dada por la expresión (13) para $k = 2$ se excluye sólo el primer ciclo.
 - (e) si se cumple la condición dada por la expresión (13) para L ciclos consecutivos, se descartan los $L -$

1 ciclos anteriores y se inicia nuevamente.

El resultado será el promedio de los N primeros intervalos de la señal donde las potencias de las distorsiones eventuales en cada ciclo son menores que el umbral deseado. En el paso 2.a se toma el promedio de todas la varianzas estimadas para evitar el efecto de un posible error en la estimación. La condición 2.d ayuda a la convergencia del método garantizando la consecutividad de los primeros ciclos al eliminar el primero y no el segundo. La condición 2.e previene la no-convergencia del algoritmo originada por una larga secuencia de intervalos distorsionados. El promedio de los intervalos donde no se ha detectado distorsión eventual se mantiene acumulado, así como los ciclos detectados como afectados. Esto último permite la realización de estudios posteriores con el objetivo de la detección de patrones que pudieran indicar la existencia de anomalías como estenosis y émbolos.

Una de las etapas más importantes del método que se presenta es la delimitación de los intervalos de la señal de flujo a la duración aproximada de un ciclo cardíaco. La efectividad de la promediación utilizada en el método y del método en general dependerá de la correcta sincronización e identificación de cada ciclo. Un error en la sincronización de los ciclos puede ser interpretado como una variación del sistema cardiovascular, la cual guarda relación con la elección del parámetro β .

La variante más precisa para separar los intervalos se logra sincronizando la señal Doppler de flujo sanguíneo con la señal de electrocardiografía, la cual puede ser extraída de los monitores de signos vitales disponible en la mayoría de los salones de cirugía cardiovascular. En el trabajo que se presenta se utiliza una variante que consiste en identificar la base de la pendiente de la subida sistólica (fase del ciclo cardíaco donde se bombea sangre a las arterias) de la señal de flujo sanguíneo según se propone en [25].

Esta variante puede ser utilizada en aquellas situaciones de diagnóstico en las que la señal de electrocardiografía no está disponible para la sincronización.

Debido a la variabilidad del sistema cardiovascular los intervalos tendrán una duración ligeramente distinta. Sin embargo, la expresión para estimar el error cuadrático medio (expresión (2)) requiere que estos sean de igual duración, por lo que deben tener la misma cantidad de muestras con el objetivo de efectuar la promediación entre ellos (muestra a muestra). Para resolver este inconveniente se selecciona el ciclo de menor tamaño y se truncan los restantes, al tamaño del menor, en el extremo contrario a la base de la subida sistólica, por ser la zona que muestra mayor estabilidad. Esta operación requiere que se prevean problemas adicionales como la incorrecta detección de un ciclo. Es decir, es necesario desarrollar un criterio para decidir cuándo un intervalo pequeño se incluye en el método y se reduce el tamaño de los anteriores o simplemente se excluye este. En este trabajo se truncaron todos aquellos intervalos que tenían al menos un 5 % menos del tamaño inicial. El truncamiento se realiza antes de la subida sistólica del próximo ciclo tanto como sea necesario, esta es la región más estable del intervalo de la señal de flujo.

El algoritmo propuesto aprovecha las propiedades periódicas de la señal Doppler de flujo sanguíneo para realizar la promediación de sus intervalos. Dicha promediación, además, mejora la relación señal a ruido (SNR por siglas en inglés, *Signal to Noise Ratio*). Si alguno de los ciclos de la señal es detectado como afectado y se promedia con otros detectados como no afectados, empeora la SNR lejos de mejorar. Una solución a esta problemática ha sido multiplicar cada intervalo de la señal por una constante (o peso) inversamente proporcional a la potencia del ruido estimado en este. Esta técnica ha sido utilizado en la señal de electrocardiografía [26]-[27]. Sin embargo, suele suceder que la presencia de ruido eventual, que produce una distorsión de

poca potencia, afecte considerablemente a la señal en un ciclo, perdiéndose la información útil contenida en él y asignándose un peso favorable al intervalo con información errónea. Por tanto, la propuesta es excluir de la promediación los intervalos de la señal que sean detectados como afectados por ruido eventual.

Se debe destacar que otra de las ventajas del método propuesto es su bajo costo computacional. Esto da la posibilidad de que pueda ser implementado con bajo consumo de recursos utilizando arquitecturas *hardware*, tanto discreto como integrado en un único chip, por ejemplo, en un chip programable y reconfigurable o en un chip de aplicación específica, empleando plataforma *software* a través de rutinas y funciones, o mediante una estrategia de realización híbrida *hardware-software* utilizando técnicas de codiseño.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Base de datos

Para la validación del método que se propone es necesario disponer de una base de datos de señales de flujo sanguíneo obtenidas durante el control de la calidad a procedimientos de revascularización coronaria. Dichas bases de datos no se encuentran disponibles en sitios públicos de internet, a diferencia de lo que ocurre con otras señales fisiológicas, por ejemplo, la señal de electroencefalografía, la de presión

sanguínea, la de electrocardiografía y la de electromiografía. Para éstas, y para muchas otras, una de las bases de datos más utilizadas es la que se encuentra disponible en [28].

Debido a lo anterior se necesita adquirir las señales de flujo sanguíneo directamente en los salones de cirugía cardiovascular una vez concluido el injerto del o los puentes coronarios. Para dicha adquisición se cuenta con un sistema Doppler de onda pulsada acoplado a un transductor de 8 MHz. Dicho sistema aún no cuenta con los registros médicos necesarios para ser utilizado en los centros de salud del territorio nacional, por lo que está siendo empleado en el Hospital Clínico Quirúrgico “Hermanos Ameijeiras” de La Habana, Cuba, bajo la supervisión de diversos especialistas. Gracias a esta colaboración, y a pesar de lo complejo que resulta la adquisición de las señales, se cuenta con una base de datos de 50 señales reales de flujo en implantes coronarios tanto arteriales como venosos. Estas señales han sido utilizadas para la validación del método, aunque sólo dos de ellas serán utilizadas para mostrar los resultados.

Caso de estudio I

Se utilizará como objeto de estudio, en este primer ejemplo, la señal mostrada en la figura 4. Dicha señal fue obtenida con técnicas de ultrasonido Doppler durante la caracterización de un implante coronario arterial. El registro de esta señal fue realizado

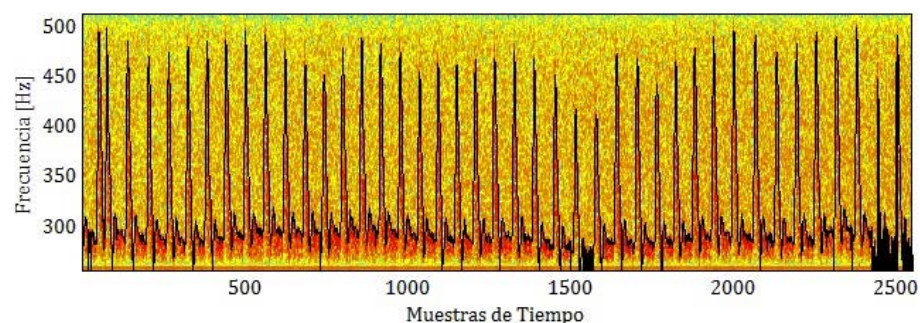


Figura 4: Espectrograma de 41 intervalos de una señal Doppler de flujo sanguíneo en un implante coronario arterial.

con un transductor de 8 MHz acoplado a un sistema Doppler pulsado.

El contorno negro que es posible observar en la figura 4 delimita la envolvente de las componentes espectrales de máximas frecuencias. Con el objetivo de simplificar el análisis, el método será aplicado a dicha envolvente. En la figura 5, se muestran superpuestos los 41 ciclos de 62 muestras cada uno de la envolvente.

Se debe notar de la figura 5 que existen intervalos en la señal que exhiben un comportamiento diferente al del resto y cualquier información extraída de ellos no presentará utilidad clínica alguna. Esto es un indicador de que dichos ciclos han sido afectados por ruido eventual. Lo más conveniente sería la exclusión de estos intervalos a la hora realizar el análisis de la señal con el objetivo de emitir un diagnóstico seguro y preciso sobre el estado del vaso sanguíneo utilizado como implante.

Recordar que para poder detectar los intervalos afectados por ruido eventual (expresiones (6) y (13)) es necesario estimar la varianza del ruido continuo que contamina a la señal de flujo bajo estudio. Esto se realizará como se describió previamente: obteniendo la representación espectral de la señal y estimando el ruido en la región del espectro donde no existen componentes de frecuencias de la señal útil. En la figura 6 se muestra la Densidad Espectral de Potencia para la envolvente de la señal bajo estudio.

En la figura 6 sólo se muestra la mitad del espectro debido a la simetría del mismo. Observar que la línea discontinua gruesa y vertical, ubicada en la muestra de frecuencia 300, aproximadamente, fracciona el espectro en dos regiones: una, antes de la muestra 300, que contiene señal útil y ruido y otra, después de la muestra 300, donde existe una meseta ruidosa. En esta última región sólo están presentes las componentes de frecuencias del ruido continuo y es donde se realizará la estimación de la varianza. En la figura 7 se muestra la realización de esta estimación.

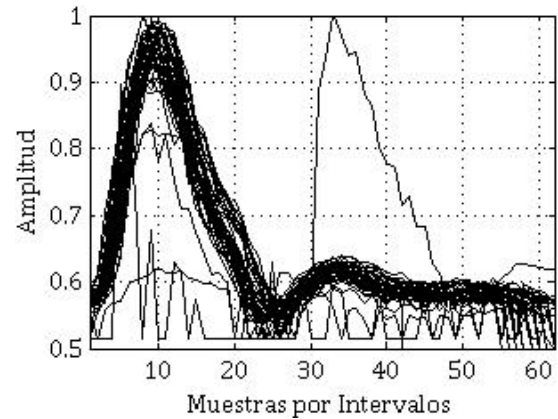


Figura 5: Espectro de la señal Doppler utilizando: a) demodulación homodina en cuadratura; y b) demodulación heterodina.

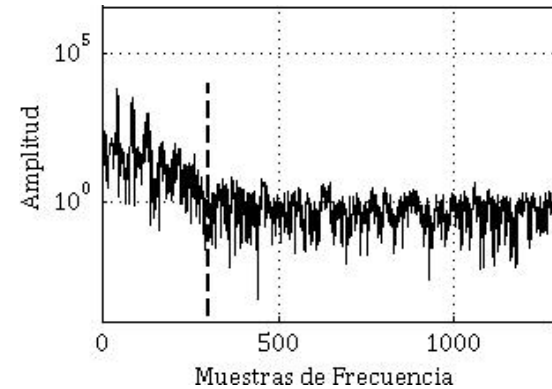


Figura 6: Diagrama de bloques del proceso de detección del sentido de la dirección del flujo con demodulación heterodina.

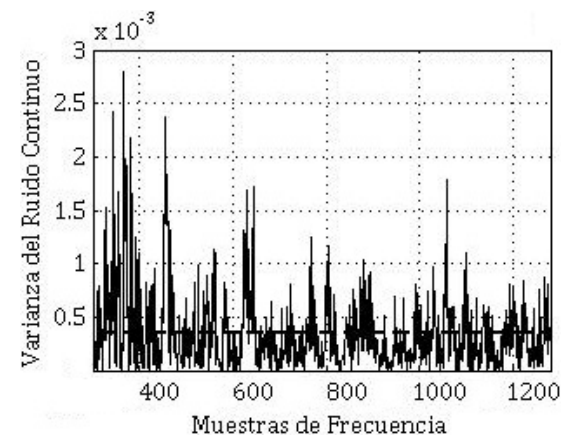


Figura 7: Espectro de la señal simulada RF del segundo experimento que caracteriza la velocidad típica del flujo sanguíneo de una arteria femoral durante un ciclo cardíaco.

En la figura 7 se muestra la estimación de la varianza del ruido continuo para todas las muestras a partir de la muestra de frecuencia 300. La línea discontinua y gruesa horizontal muestra la varianza media estimada del conjunto $\hat{\sigma}_i^2 \approx 0.00034793$.

Una vez estimada la varianza, es posible estimar el error cuadrático medio, según la expresión (2) y el umbral de detección, según la expresión (13), con el objetivo de clasificar los ciclos de la señal en afectados o no por ruido eventual. Para esto es necesario seleccionar valores para los parámetros α y β . Estos valores serán extraídos de los intervalos determinados con anterioridad para cada uno de estos factores. Por tanto, se tomará $\alpha = 2$ y $\beta = 4$.

En la figura 8 se muestran, con círculos, los ciclos de la señal bajo estudio clasificados como afectados y, con triángulos, los clasificados como no afectados por ruido eventual. La línea discontinua, en la figura 8b, representa el umbral de detección dado por la expresión (13) y la línea continua muestra el valor esperado dado por la expresión (11). La figura 8b es una vista ampliada de la figura 8a.

Como se puede observar en la figura 8, han sido detectados 5 ciclos como afectados por distorsiones eventuales, los cuales han sido marcados con círculos.

Es válido resaltar como en la figura 8b se distingue claramente la diferencia que existe en el error cuadrático medio entre los ciclos detectados como no afectados y los afectados. Los ciclos detectados como no afectados (marcados con triángulos) presentan un error cuadrático medio entre ellos muy similar y muy diferente al de los ciclos detectados como afectados.

Se debe notar, además, en la figura 8a que los dos intervalos de los extremos (ciclo 2 y 41), detectados como afectados por ruido eventual son los que poseen el mayor error cuadrático medio y se corresponden con el inicio y con el fin de la verificación del implante coronario; o sea, con los momentos en los que el cirujano cardiovascular coloca

el transductor sobre un punto específico de la superficie del vaso sanguíneo (momento inicial) y cuando lo retira de esta (momento final). Lo anterior sugiere que estos dos momentos, sobre todo el momento inicial, son muy susceptibles a las distorsiones eventuales originadas por el movimiento relativo entre el transductor y el injerto. Este resultado no es concluyente, sin embargo no está alejado del comportamiento real y ratifica el objetivo del método propuesto. También es necesario resaltar que los intervalos 3 y 4 han sido detectados como afectados pues en ellos se manifiesta la distorsión eventual ocurrida en el intervalo anterior (ciclo 2), lo cual es posible si la potencia de dicha distorsión es elevada. El ciclo 26, también detectado como afectado, se corresponde con uno de los ciclos de la señal donde la distorsión eventual se manifiesta como una reducción significativa de la amplitud (ver figura 4 alrededor de la muestra 1500).

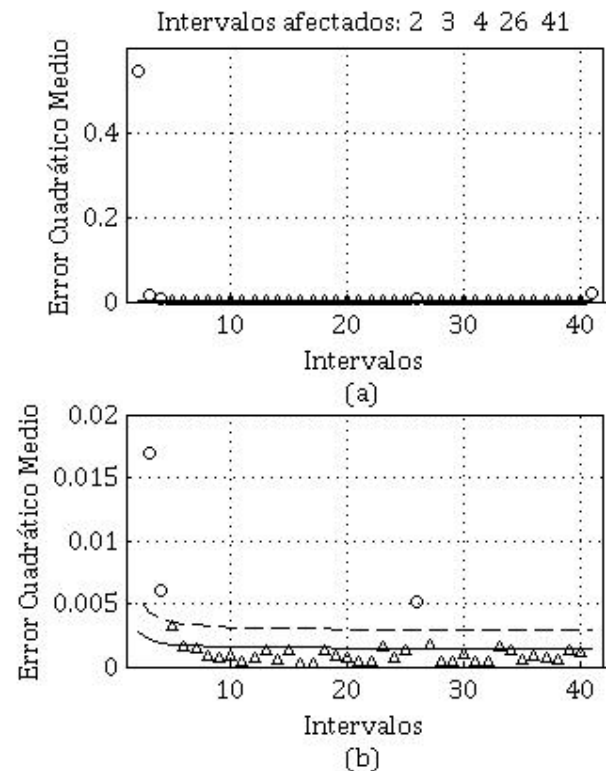


Figura 8: Estimación del error cuadrático medio entre ciclos para la envolvente de la señal de flujo mostrada en la figura 4.

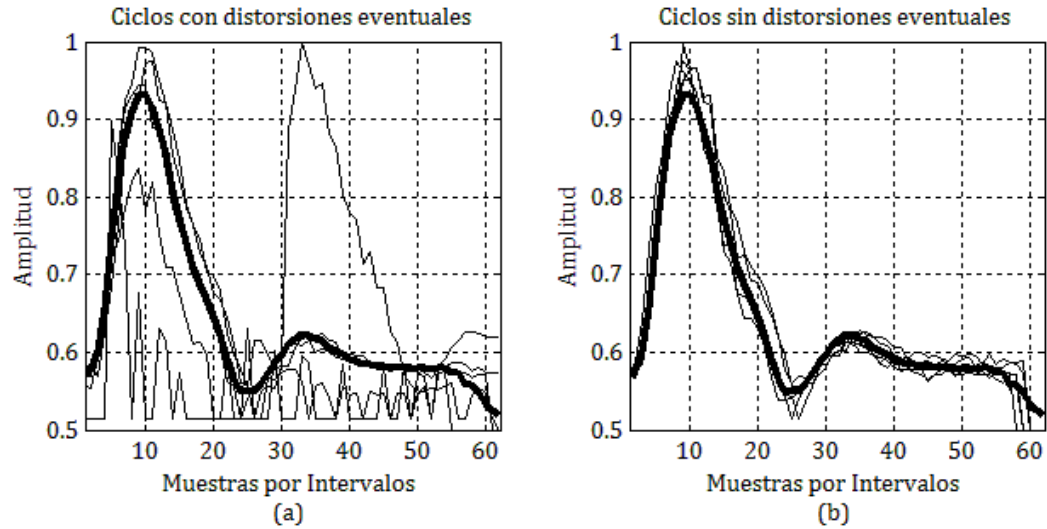


Figura 9: Comparación entre los 5 intervalos detectados, en la figura 8, como afectados por ruido eventual en (a) y 5 intervalos detectados como no afectados en (b). La línea gruesa continua representa el intervalo promediado final.

Como se puede observar en la figura 9, existe una significativa diferencia entre los intervalos detectados como afectados por distorsiones eventuales y el ciclo promediado final (figura 9a) y entre los intervalos que no presentan distorsiones y el ciclo promediado final (figura 9b). Los intervalos que presentan distorsiones (figura 9a) muestran saturación de la amplitud en la parte inferior, lo cual distorsiona la información de la señal y dificulta la extracción de parámetros para la determinación de los índices clínicos de interés.

Caso de estudio II

Como segundo ejemplo se muestra, en la figura 10, una señal real de flujo sanguíneo obtenida durante la validación de un implante coronario venoso.

Al igual que la señal en la figura 4, la que se presenta en la figura 10 fue obtenida con un transductor Doppler de 8 MHz excitado en modo pulsado. Los pasos para la detección de los ciclos afectados por ruido eventual son los mismos que se presentaron en el análisis de la señal de la figura 4, por lo que no se expondrán todos los detalles.

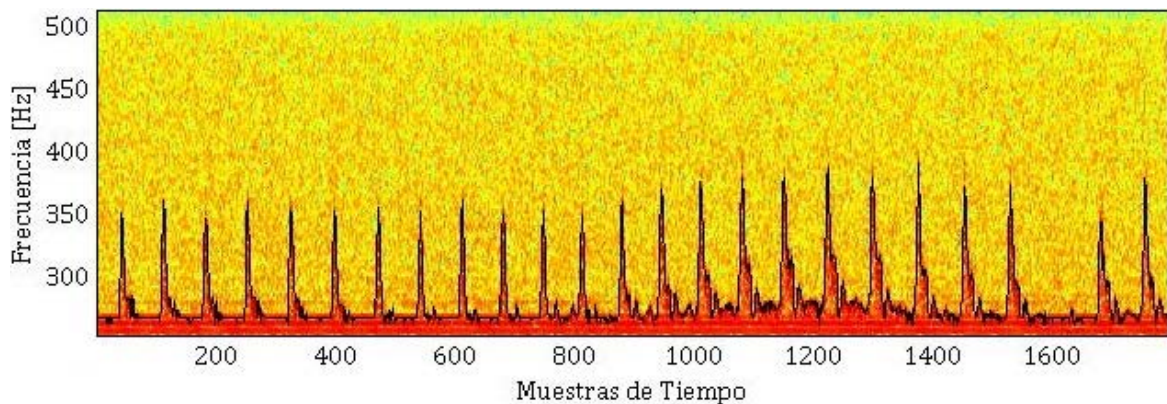


Figura 10: Espectrograma de 25 intervalos de una señal Doppler de flujo sanguíneo en un implante coronario venoso.

Se puede observar claramente, en la figura 10, como existen intervalos que difieren del resto, incluso se muestra un ciclo (alrededor de la muestra 1600) donde existe una pérdida total de su morfología. En la figura 11, se muestran superpuestos los 25 intervalos de 75 muestras cada uno de la envolvente de la señal bajo estudio.

Se debe notar de la figura 11 que existen intervalos en la señal que exhiben un comportamiento diferente al del resto y cualquier información extraída de ellos no presentará utilidad clínica alguna. Esto es un indicador de que dichos ciclos han sido afectados por ruido eventual. Lo más conveniente sería la exclusión de los mismos durante el análisis de la señal con el objetivo de emitir un diagnóstico seguro sobre el estado del vaso sanguíneo injertado.

Para la detección de los intervalos serán utilizados, al igual que en el análisis de la señal de la figura 4, los mismos valores para los factores α y β . La varianza del ruido continuo se estimó, también, en la región del espectro de la envolvente de la señal bajo estudio donde no existen componentes de frecuencias de la señal útil. En este caso la varianza media estimada del conjunto fue $\hat{\sigma}_i^2 \approx 0.00027154$.

En la figura 12 se muestran, con círculos, los ciclos de la señal bajo estudio detectados como afectados y, con triángulos, los detectados como no afectados por ruido eventual. La línea discontinua en la figura 12b representa el umbral de detección dado por la expresión (13) y la línea continua muestra el valor esperado dado por la expresión (11). La figura 12b es una vista ampliada de la figura 12a.

Como se puede observar en la figura 12 han sido detectados 8 intervalos como afectados por ruido eventual, los cuales han sido marcados con círculos. En la figura 12b se distingue claramente la diferencia que existe en el error cuadrático medio entre los ciclos no distorsionados y los distorsionados.

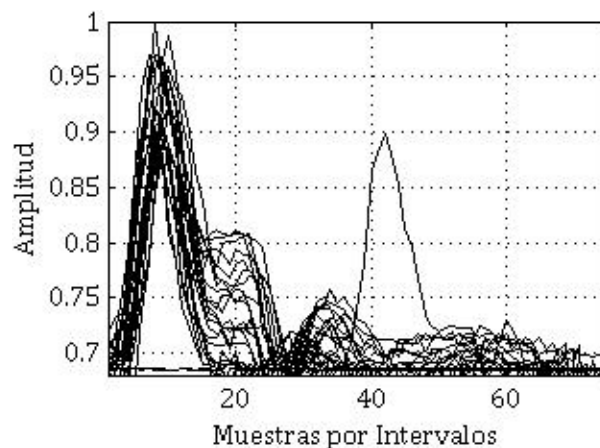


Figura 11: Intervalos de la envolvente de la señal de flujo sanguíneo mostrada en la figura 10.

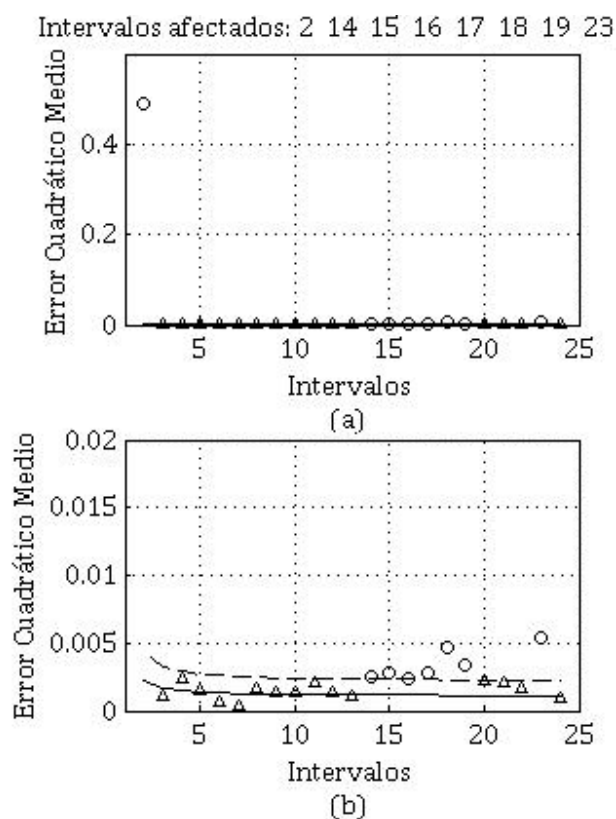


Figura 12: Estimación del error cuadrático medio entre ciclos para la envolvente de la señal de flujo mostrada en la figura 10.

Los intervalos detectados como no afectados presentan un error cuadrático medio entre ellos muy semejante y muy diferente al de los ciclos detectados como afectados.

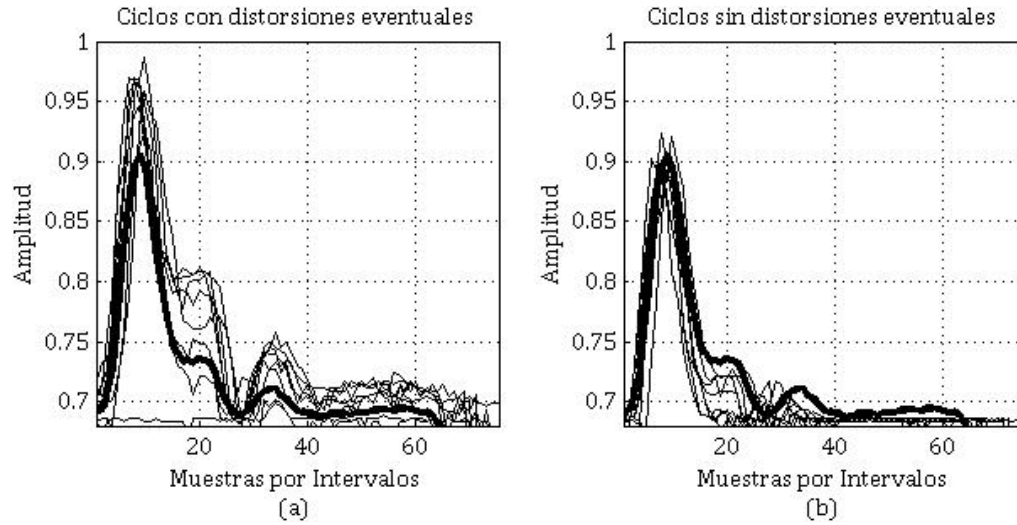


Figura 13: Comparación entre los 8 intervalos detectados, en la figura 12, como afectados por ruido eventual en (a) y 8 intervalos detectados como no afectados en (b). La línea gruesa continua representa el intervalo promediado final.

Se debe notar, además, en la figura 12a que el ciclo 2, detectado como afectado por ruido eventual, al igual que en la figura 8, es el que posee el mayor error cuadrático medio. También se debe resaltar que los ciclos del 14 al 19 (de la muestra 1000 a la muestra 1300 aproximadamente) fueron detectados como afectados y se corresponden con los intervalos que presentan, en la figura 10, un comportamiento muy similar entre ellos y muy diferentes al del resto de los ciclos. El intervalo 23, también afectado, se corresponde con el intervalo de la señal donde existe una pérdida total de la información.

La figura 13 muestra una comparación entre los 8 ciclos detectados como afectados por ruido eventual en la figura 12 y 8 ciclos, escogidos al azar, de los detectados como no afectados. El ciclo promediado final se representa con línea continua gruesa.

Como se puede observar en la figura 13, y al igual que en la figura 9, existe una significativa diferencia entre los intervalos detectados como afectados por distorsiones eventuales y el ciclo promediado final (figura 13a) y entre los intervalos que no presentan distorsiones y el ciclo promediado final (figura 13b). Los ciclos afectados no deben ser

considerados en el análisis de la señal para emitir un diagnóstico sobre la calidad del injerto ya que la información arrojada por estos no sería confiable.

Antes de proseguir con la utilidad principal del método que se propone, se debe destacar que los ciclos detectados como afectados en este segundo caso de estudio exhiben una distorsión relacionada con cambios de amplitud, y que es diferente a las distorsiones exhibidas por los ciclos detectados como afectados en el primer caso de estudio. Se considera que estos cambios de amplitud son generados por fuentes de ruido eventual, ya que no se presentan en todos los ciclos adquiridos, no es posible establecer a partir de qué intervalo se presentarán y los ciclos afectados no exhiben la misma afectación. Cualquiera sea el caso, el objetivo principal del método es identificar dichos intervalos afectados para poder excluirlos del análisis de la señal. La fuente generadora de dichas distorsiones no se conoce de antemano; sin embargo, esto no afecta la funcionalidad del método ni contrasta con su principal objetivo. No obstante, la información relacionada con los intervalos detectados como afectados por ruido eventual

se almacena para un posterior análisis con el objetivo de identificar y caracterizar dichas fuentes (émolos, movimientos, o cualquier otra).

De manera general los intervalos detectados como afectados no presentan el mismo comportamiento, lo cual indica que la distorsión eventual se manifiesta de manera distinta en cada uno de ellos, no es periódica, no afecta a todos los ciclos de la señal y no es posible predecir cuándo ocurrirá. Lo más conveniente, como se mostrará en la siguiente subsección, es excluir los ciclos afectados del análisis ya que no aportarán información confiable para emitir un diagnóstico preciso.

Estimación del índice de pulsatilidad

El índice de pulsatilidad es un valor numérico que constituye una descripción muy útil y objetiva de la pulsatilidad de la forma de onda del flujo sanguíneo [1]. A pesar de esto, los cirujanos cardiovasculares deben tener mucha precaución con su interpretación en condiciones de diagnóstico, pues su valor está directamente influenciado por diversas fuentes como una estenosis proximal, una estenosis distal, la resistencia periférica o por

una señal adquirida cuyos ciclos están muy distorsionados [2]. Este índice se determina según:

$$IP = \frac{V_{sístole} - V_{diástole}}{V_{medio}} \quad (14)$$

donde: $V_{sístole}$ es el valor sistólico máximo, $V_{diástole}$ es el valor diastólico mínimo y V_{medio} es el valor medio en el intervalo bajo análisis.

En la tabla 1 se muestra la estimación del índice de pulsatilidad, según la expresión (11), para cada uno de los intervalos de la señal sanguíneo mostrada en la figura 4.

El índice de pulsatilidad es considerado válido en el intervalo 1-5. Índices fuera del intervalo anterior indican la presencia de serios problemas, ya sean estos causados por distorsiones o debidos al propio estado del vaso sanguíneo. Una vez más, para prescindir de estas ambigüedades, lo más conveniente es eliminar los ciclos afectados por ruido eventual del análisis. El índice de pulsatilidad es considerado como excelente para valores del mismo entre 1 y 2. Valores entre 2 y 3 se consideran aceptables y valores entre 3 y 5 son considerados, por muchos especialistas, como dudosos y pudieran conllevar a la decisión de rehacer la anastomosis [1].

Tabla 1. Valores estimados para el índice de pulsatilidad en los intervalos de la señal de la figura 4.

Ciclo	Índice de pulsatilidad	Ciclo	Índice de pulsatilidad	Ciclo	Índice de pulsatilidad	Ciclo	Índice de pulsatilidad
2	2.1648	12	2.9716	22	2.8752	32	2.9045
3	3.0652	13	2.6439	23	2.9993	33	2.7530
4	3.1051	14	2.6056	24	3.2502	34	2.8262
5	3.1882	15	2.6133	25	3.3157	35	3.1442
6	3.3586	16	2.6141	26	3.7498	36	2.9993
7	3.3274	17	2.7201	27	2.6659	37	3.0202
8	2.7829	18	2.8848	28	3.1493	38	2.9245
9	2.7530	19	3.2649	29	3.2583	39	2.8281
10	2.5988	20	3.1593	30	3.1777	40	3.2281
11	2.6164	21	2.9033	31	2.9955	41	7.9639

Si se promedian los valores mostrados en la tabla 1 el resultado es un índice de pulsatilidad medio igual a 3.009 aproximadamente. Excluyendo del análisis de la señal y de la promediación los ciclos detectados, en la figura 8, como afectados por ruido eventual, el índice medio es 2.9452. Esta disminución representa una mejora del 6.38 % con respecto al valor inicial.

Una mejora adicional puede ser obtenida si se considera estimar el índice de pulsatilidad en el ciclo promedio final que resulta de promediar los intervalos detectados como no afectados por ruido eventual. Este ciclo promedio final se mostró con línea gruesa en las figuras 9a y 9b. Aplicando la expresión (14) a dicho ciclo se obtiene un índice de pulsatilidad de 2.7918 aproximadamente. Este valor representa una mejora del 21.72 % con respecto al valor inicial.

Los resultados principales que se obtienen de este estudio son:

1. se deben excluir los intervalos detectados como afectados por ruido eventual antes de realizar la estimación y el análisis del índice de pulsatilidad.
2. para presentar un índice de pulsatilidad confiable se deben extraer los parámetros para su estimación de la forma de onda promediada final teniendo en cuenta sólo los intervalos de la señal detectados como no afectados por ruido eventual.

CONCLUSIONES

Se propuso un método para la detección de los intervalos de la señal Doppler de flujo sanguíneo que están afectados por ruido eventual. Dicha detección se realiza sobre la base de comparaciones con un umbral de detección que depende de dos factores exclusivos del método: el parámetro α y el parámetro β , así como de la estimación de

la varianza del ruido continuo que contamina a la señal bajo estudio. Esto representa una ventaja con respecto a otros métodos ya que este ruido es estable y fácil de estimar debido a sus propiedades de ergodicidad e independencia, así como de sus características Gaussianas. El método permite detectar distorsiones eventuales para una gran gama de intensidades de las mismas, ya que no requiere conocer la potencia de la señal que porta la información útil ni que la potencia de la distorsión sea significativamente superior a la de dicha señal, como lo hacen los métodos para la identificación de émbolos. Tampoco supone un tiempo, fijo o variable, para la distorsión, lo que lo hace independiente de la velocidad del flujo. Además, no depende del tamaño de los datos ni su resolución, y requiere operaciones sencillas por lo que puede ser implementado en disímiles plataformas.

Se aplicó el método sobre dos señales reales de flujo sanguíneo obtenidas con ultrasonido Doppler durante la verificación de dos injertos coronarios y se obtuvieron resultados satisfactorios, lográndose identificar los ciclos de dichas señales que estaban afectados por ruido eventual y que no constituyen fuente de información confiable para el diagnóstico. Como ventaja adicional se reporta la estimación del índice de pulsatilidad como parámetro clínico para validar el injerto coronario, concluyéndose que su estimación mejora cuando se excluyen del análisis los ciclos de la señal detectados como afectados por ruido eventual.

Estudios adicionales fueron realizados sobre otras señales reales y los resultados obtenidos fueron los esperados. Por tanto, es posible plantear que el método propuesto constituye una herramienta útil para lograr un diagnóstico preciso y efectivo sobre la calidad de los vasos utilizados como implantes en los procedimientos de revascularización coronaria.

REFERENCIAS

1. H.D. Evans, W.N. McDicken, *Doppler ultrasound: physic, instrumentation and signal processing*. John Wiley & Sons Ltd. (England), 2000.
2. E. Strandén, “Functional and anatomical test to evaluate graft patency after vascular surgery procedures: principles and clinical applications,” En D’Ancona *et al.*, *Intraoperative graft patency verification in cardiac and vascular surgery*, Futura Publishing Company, Inc. (New York), pp. 27-63, 2001.
3. M.J. Girault, *et al.*, “Micro-emboli detection: An ultrasound Doppler signal-processing viewpoint,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 47, no. 11, pp. 1431-1439.
4. M.P. Spencer, “Detection of cerebral arterial emboli” En D.W. Newell, R. Aaslid, *Transcranial Doppler*, Raven Press (New York), pp. 215-230, 1992.
5. A.M. Mark, *et al.*, “Method and apparatus for ultrasonically detecting, counting and/or characterizing emboli,” *United States Patent*, Patent Number: 5,348,015. 1994-09-20.
6. A.M. Mark, *et al.*, “Apparatus and method for ultrasonically detecting emboli,” *European Patent*, Patent Number: EP 0 660 686 B1. 1997-11-19.
7. H.S. George, “Apparatus for and a method of distinguishing ultrasound signals returned from bubbles and particles moving in a fluid from signals due to ultrasound transducer motion,” *United States Patent*, Patent Number: 5,103,827. 1992-04-14.
8. Ronald EH, *et al.* “Method and apparatus for the non-invasive detection and classification of emboli,” *United States Patent*, Patent Number: 5,441,051. 1995-08-15.
9. G. Serbes y N. Aydin, “Denoising embolic Doppler signals using modified complex discrete wavelet transform,” *IEEE 19th Signal Processing and Communications Applications Conference*, pp. 566-569, 2011. DOI: 10.1109/SIU.2011.5929713.
10. G. Serbes y N. Aydin, “Symmetrical modified dual tree complex wavelet transform for processing quadrature Doppler ultrasound signals,” *33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, Boston, Massachusetts USA, pp. 4816-4819, August 30 - September 3, 2011. DOI: 10.1109/IEMBS.2011.6091193.
11. N. Aydin, S. Padayachee y H. Markus, “The use of wavelet transform to describe embolic signals,” *Ultrasound Med Biol.*, vol. 25, no. 6, pp. 953-958, 1999.
12. G. Serbes y N. Aydin, “Denoising embolic Doppler ultrasound signals using dual tree complex discrete wavelet transform,” *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 1840-1843, Buenos Aires, Argentina, August 31 - September 4, 2010. DOI: 10.1109/IEMBS.2010.5626445
13. N. HS, *et al.*, “Embolic Doppler ultrasound signal detection using continuous wavelet transform to detect multiple vascular emboli,” *Journal of Neuroimaging*, vol. 18, no. 4, pp. 388-395, 2007.
14. G. Serbes, *et al.*, “Embolic Doppler ultrasound signal detection using modified dual tree complex wavelet

- transform,” *Proceedings of the IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics*, Hong Kong and Shenzhen, China, 2012, pp. 945-947. DOI: 10.1109/BHI.2012.6211744.
15. J.M. Girault, *et al.*, “Synchronous detection of emboli by wavelet packet decomposition,” *IEEE ICASSP*, vol. 1, pp. I-409-I-412, 2007. DOI: 10.1109/ICASSP.2007.366703.
16. M. Gençer, *et al.*, “Embolio Doppler ultrasound signal detection via fractional Fourier transform,” 35th Annual International Conference of the IEEE EMBS Osaka, Japan, pp. 3050-3053, 2013. DOI: 10.1109/EMBC.2013.6610184.
17. D. Xu y Y. Wang, “An automated feature extraction and emboli detection system based on the PCA and fuzzy sets,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 37, no. 6, pp. 861-871, 2007.
18. L. Charoenchai, *et al.*, “Processing time improvement for automatic embolic signal detection using fuzzy C-Mean,” 10th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), pp. 1-5, 2013. DOI: 10.1109/ECTICon.2013.6559542.
19. K. Ferroudji, “Empirical mode decomposition based support vector machines for microemboli classification,” *8th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications, IEEE*, pp. 84-88, 2013. DOI: 10.1109/WoSSPA.2013.6602341.
20. W. Teng, *et al.*, “Optimization of pulsed Doppler sample volume for emboli detection,” *5th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, (iCBBE)*, pp. 1-4, 2011. DOI: 10.1109/icbbe.2011.5780240.
21. K. Ferroudji, *et al.*, “Feature selection based on RF signals and KNN rule, application to microemboli classification,” *7th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications, IEEE*, pp. 251-254, 2011. DOI: 10.1109/WOSSPA.2011.5931465.
22. L. Mo y R. Cobbold, “A unified approach to modeling the backscattered Doppler ultrasound from blood,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 39, no. 5, pp. 450-461, 1992.
23. A. Hindi, C. Peterson y G. Barr, “Artifacts in diagnostic ultrasound,” *Reports in Medical Imaging*, vol. 6, pp. 29-48, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.2147/RMI.S33464>.
24. V.S. Vaseghi, *Advanced digital signal processing and noise reduction*, John Wiley & Sons Ltd, (England), 2000.
25. D.H. Evans, “A pulse-foot-seeking algorithm for Doppler ultrasound waveforms,” *Clinical Physics and Physiological Measurement*, vol. 9, no. 3, pp. 267-271, 1988.
26. P.R. Barbosa, F.J. Barbosa, C.A. Sa, E.C. Barbosa, J. Nadal, “Reduction of electromyographic noise in the signal-averaged electrocardiogram by spectral decomposition,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 50, no. 1, pp. 114-117, 2003.
27. E. Laciari y R. Jane, “An improved weighted signal averaging method for high-resolution ECG signals,” *IEEE Computers in Cardiology*, pp. 69-72, 2001. DOI: 10.1109/CIC.2001.977593.
28. <http://www.physionet.org/physiobank/database/>