



CARDIOLOGÍA DEL ADULTO - TRABAJOS LIBRES

Análisis computarizado de registros fonocardiográficos para la detección de soplos cardiacos

Computerized analysis of phonographic registers for the detection of heart murmurs

César G. Castellanos, Ing., Ph.D. Ingeniería⁽¹⁾; Diana M. Marín, Ing. Electrónica⁽¹⁾; Edwin A. Cerquera, Ing., M.Sc. Automatización Industrial⁽²⁾; Edilson Delgado T., Ing., M.Sc. Automatización Industrial⁽¹⁾

Manizales; Bogotá, DC., Colombia.

Este trabajo presenta algunos argumentos por los cuales se ha generado un interés en los últimos años para desarrollar investigaciones en señales de fonocardiografía digital, como apoyo al diagnóstico de los soplos cardiacos. Adicionalmente, se expone una metodología para la detección de soplos cardiacos causados por valvulopatías cardiacas mediante el análisis computarizado de registros fonocardiográficos, utilizando específicamente algoritmos de análisis acústico y técnicas de dinámica no lineal. Se compara la separación entre clases normal (ruidos cardiacos) y patológica (soplos cardiacos), producto de las medidas obtenidas utilizando las dos técnicas mencionadas y realizando la detección mediante un algoritmo clasificador, tanto en condiciones donde se disminuyen las perturbaciones acústicas de estos registros como en aquellas donde permanecen este tipo de perturbaciones.

PALABRAS CLAVE: fonocardiografía digital, soplos cardiacos, procesamiento de señales biomédicas, análisis acústico, técnicas de dinámica no lineal, entrenamiento de sistemas.

The aim of this work is to present some arguments that during the last years have generated interest in the development of digital phonocardiography research, for supporting the diagnosis of heart murmurs. In addition, a methodology for the detection of heart murmurs caused by valvulopathies by means of computerized phonographic register analysis is exposed, using specifically acoustic algorithms analysis and non-linear dynamic techniques. The separation between normal (heart sounds) and pathologic (murmurs) is compared through the measurements obtained by the already mentioned techniques and making the detection by means of a classifying algorithm both in conditions where these acoustic perturbations are diminished as in those where these kind of perturbations remain.

KEY WORDS: digital phonocardiography, heart murmurs, biomedical signal processing, acoustic analysis, non-linear dynamic techniques, system training.

(Rev.Colomb.Cardiol. 2006; 13: 171-179)

(1) Grupo de Control y Procesamiento Digital de Señales. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Computación. Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales.

(2) Facultad de Ingeniería Electrónica y Biomédica. Universidad Antonio Nariño-Bogotá.

Correspondencia: Ing. César Germán Castellanos D. Ph.D. Grupo de Control y Procesamiento Digital de Señales. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Computación. Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales. Campus la Nubia. Manizales, Colombia. Teléfono: (6) 8742725 Ext. 713 Fax: (6)8743032. Correo electrónico: gcastell@telesat.com.co

Introducción

El desarrollo de la tecnología en electromedicina para el apoyo del diagnóstico cardíaco en las últimas décadas, ha permitido la evolución y producción de modernas herramientas para la detección y caracterización de soplos cardíacos, entre las que se encuentran la ecocardiografía y el cateterismo cardíaco. Sin embargo, los procedimientos que involucran la aplicación de estas herramientas son demasiado costosos y confinados exclusivamente a instituciones hospitalarias de alto nivel, ubicadas en las grandes ciudades y ausentes en la mayoría de los centros de asistencia médica primaria. Es así como la auscultación cardíaca con el estetoscopio convencional, sigue siendo uno de los procedimientos de examen clínico más importantes, así como un método de tamizaje de bajo costo que provee información valiosa para el diagnóstico cardíaco (1). Por esta razón, aún es importante promover la enseñanza para el desarrollo de las habilidades diagnósticas mediante la auscultación cardíaca. Entre estos motivos, se encuentra la buena relación costo-efectividad de la auscultación, su posibilidad de hacer observaciones seriadas a bajo costo, y la detección inmediata de hallazgos fundamentales. No obstante, el carácter subjetivo de los diagnósticos obtenidos durante la auscultación, causado por la dependencia en el entrenamiento y la habilidad del especialista que realiza el examen, junto con la carencia, en algunos casos, de documentación objetiva que permita constatar los hallazgos auscultatorios encontrados en el paciente, aún conlleva un declive en su práctica, teniendo que recurrir a procedimientos más complejos y costosos para confirmar los hallazgos, representados en la ecografía y el cateterismo cardíaco, que en muchas ocasiones resultan ser innecesarios.

Adicionalmente, la respuesta en frecuencia de los estetoscopios convencionales disponibles en el mercado, es muy limitada (2-4), ya que sólo facilitan la detección de los sonidos cardíacos con frecuencias comprendidas entre los 16 y los 1.000 Hz, omitiendo aquellos fenómenos que se ubican por fuera de este rango y que podrían considerarse como información suplementaria para el apoyo en el diagnóstico de soplos y ruidos cardíacos.

Ante estos inconvenientes, se encuentra la posibilidad de registrar en medios digitales los sonidos cardíacos, generando datos de fonocardiografía digital, que pueden ser almacenados en archivos de audio y procesados mediante algoritmos computacionales (1, 3, 5, 6),

solucionando así una de las dificultades de la fonocardiografía en papel de mediados del siglo XX, cuya estructura no permitía almacenar los sonidos cardíacos. Es así como en los últimos años, el análisis de registros fonocardiográficos digitales ha generado una expectativa especial con respecto a la auscultación con el estetoscopio convencional debido a los siguientes factores:

- La confiabilidad del diagnóstico puede ser mayor si se considera, por ejemplo, que los soplos de muy bajas frecuencias pueden ser detectados fácilmente mediante representaciones en frecuencia de los registros fonocardiográficos digitales.

- La posibilidad de almacenar los sonidos cardíacos en medios computacionales, se convierte en un complemento de la historia clínica, pudiendo reproducirse y procesarse con algoritmos computacionales en tiempo real o en instantes posteriores a su adquisición.

- Los registros de fonocardiografía digital pueden enviarse como archivos adjuntos a través de correo electrónico a un especialista, quien puede tener acceso a medios computacionales para escucharlos y visualizarlos. Este aspecto se debe tener en cuenta como una herramienta valiosa para la educación médica, no sólo por la posibilidad de manipulación de los registros, sino como base de datos para documentar los hallazgos auscultatorios de patologías específicas (7), demostrándose su utilidad en el mejoramiento del proceso académico para la comprensión de los sonidos cardíacos y el desarrollo de habilidades en la interpretación de los mismos por parte de los estudiantes de medicina.

- De esta manera, la fonocardiografía digital, junto con aplicaciones propias del procesamiento digital de señales biomédicas orientadas al análisis y modelamiento matemático de registros fonocardiográficos digitales, se convierte en un apoyo tecnológico para aclarar imprecisiones y sesgos derivados de la auscultación convencional, permitiendo recuperar la fonocardiografía como un procedimiento válido e importante de apoyo diagnóstico en la evaluación de pacientes con enfermedad cardíaca, y perfilando la fonocardiografía digital como una técnica de diagnóstico no invasiva, económica, versátil y de fácil adquisición.

En el siguiente trabajo, se describe un par de aplicaciones de este proceso, basadas en análisis acústico y técnicas de dinámica no lineal para la detección de soplos cardíacos.

Conceptos básicos

Caracterización

La caracterización de registros fonocardiográficos digitales, y en general de cualquier tipo de señal biomédica, consiste en el cálculo de medidas que ofrecen facilidades en la interpretación clínica, generándose una representación compuesta de atributos con utilidad clínica, que permiten establecer márgenes de separación entre clases normal y patológica. La integración del conjunto de características, con y sin sentido clínico, permite construir el espacio completo de representación.

Análisis mediante técnicas de dinámica no lineal

Generalmente, los sistemas biológicos, entre los que se encuentra el sistema cardíaco, son de naturaleza no lineal. La definición de los sistemas dinámicos no lineales se establece como aquellos cuya respuesta ante un estímulo dado en algún instante de tiempo, no se produce de forma proporcional a su respectiva excitación de entrada. En ciertas circunstancias, la respuesta de un sistema no lineal presenta una notable sensibilidad a las condiciones iniciales, lo que se conoce como estado de caos, produciendo un comportamiento impredecible a largo plazo si no se conocen de manera precisa las condiciones iniciales del sistema, pese a que cuyo modelo sea determinístico (8).

Entre las medidas basadas en técnicas de dinámica no lineal se encuentran:

Dimensión de correlación (D_2): el cálculo de esta medida requiere que el conjunto de datos sea reconstruido en un espacio vectorial, donde se representa en forma de trayectorias cuya evolución genera una estructura fractal conocida como *atractor* (Figuras 1 y 2), que puede ser analizada mediante la obtención de su dimensión geométrica.

Entropía de Kolmogorov (K_2): es una medida que cuantifica la incertidumbre presente en un conjunto de datos debido a su cantidad de información. Es posible interpretar la entropía como el grado de información proporcionada al observar los datos analizados. Entre mayor sea la incertidumbre en la observación del conjunto de datos, mayor es su valor de entropía.

Máximo exponente de Lyapunov (λ_1): una de las principales características de los sistemas no lineales es su carácter impredecible en periodos de tiempo prolongados, como consecuencia de la inherente inestabilidad de las soluciones y de la dependencia de sus condiciones

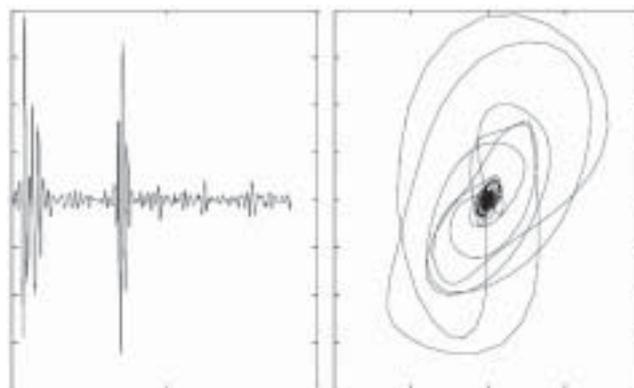


Figura 1. Ciclo cardíaco de una fonocardiografía digital normal con su atractor.

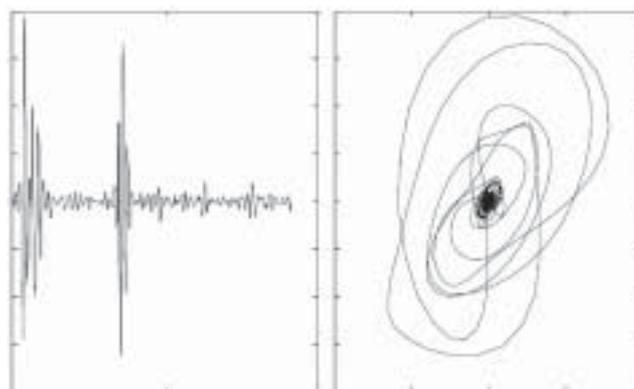


Figura 2. Ciclo cardíaco de una fonocardiografía digital patológica con su atractor.

iniciales. Al igual que la dimensión de correlación, el máximo exponente de Lyapunov se obtiene a partir de la reconstrucción del registro en un espacio vectorial, permitiendo obtener una medida abstracta de la separación de las trayectorias a medida que evolucionan temporalmente.

Exponente de Hurst (H): consiste en una medida para establecer situaciones de memoria a largo plazo en sistemas no lineales, cuyos valores pueden encontrarse en un rango entre 0 y 1. Si el valor del exponente de Hurst se ubica entre 0 y 0,5, se afirma que las tendencias presentes del conjunto de datos serán inversas en el futuro, mientras que para valores entre 0,5 y 1, las tendencias de los datos permanecerán en el futuro.

Complejidad de Lempel-Ziv (LZ): permite estimar qué tan compleja o irregular es una serie de tiempo. En este sentido, un proceso aleatorio tiene la máxima complejidad posible. En otras palabras, es una estima-

ción de la complejidad algorítmica que tendría que presentar una simulación computacional capaz de representar fielmente el fenómeno. Los valores posibles se mueven en un rango entre 0 y 1, donde 1 representa un comportamiento aleatorio, mientras que 0 establece que el sistema es perfectamente predecible.

Análisis acústico

El análisis acústico se realiza con el fin de incluir en el estudio la caracterización de las señales aplicando algunos algoritmos computacionales diseñados previamente para el análisis de señales de voz en investigaciones del GC&PDS. Mediante este procedimiento se verifica si los algoritmos en mención también tienen la capacidad de detectar soplos cardiacos, ya que al igual que las señales de voz, los registros fonocardiográficos digitales también son de naturaleza sonora. El análisis acústico se realiza mediante características acústicas y de representación, donde las del primer tipo son cualitativas y poseen un sentido físico, mientras que la del segundo tipo poseen un sentido matemático (7).

Las siguientes son medidas correspondientes a las características acústicas:

Pitch: también conocida como frecuencia fundamental, se define como la frecuencia de referencia que corresponde a un tono sinusoidal y produce la misma sensación de altura que la señal analizada.

Jitter: corresponde a la medida de perturbación de la frecuencia, definiéndose como la variación de la frecuencia fundamental durante el latido. De esta manera se mide la diferencia de un período dado de su período consecutivo, mas no cuánto difiere un período fundamental de otro posterior, siendo el *Jitter* una medida de la variabilidad de la frecuencia, período a período, sin tener en cuenta los cambios voluntarios de la frecuencia fundamental.

Rango fonatorio: representa el rango entre las frecuencias fundamentales mínima y máxima.

Cociente de perturbación de tono: representa la variabilidad período a período.

Error de predicción normal: es una característica para estimar el nivel de ruido calculando la energía normalizada de la señal residual, expresada como la proporción de la media geométrica del modelo de espectro y su media aritmética (en el procesamiento

digital de señales, el ruido corresponde a aquellas componentes de frecuencia que no contienen información de interés).

Excitación glótica al ruido: estimación del ruido relacionado con una excitación sincrónica en las diferentes bandas de frecuencia. El ruido turbulento generado durante la contracción ventricular, conlleva una excitación no correlacionada.

Relación armónica al ruido: existen desórdenes variados en una señal de audio, a los que se les puede asociar la presencia de ruido aditivo en la respectiva onda acústica. Los algoritmos de relación armónica al ruido permiten estimar la cantidad de ruido aditivo presente en las señales acústicas.

Energía de los segmentos: se calcula como la diferencia entre la energía de la emisión del latido menos la energía del ruido ambiente.

Menor cuadrado de peso recursivo: es la estimación de las variaciones de parámetros en tiempo y frecuencia para una señal de audio.

Densidad de cruces por cero: se refiere a la cantidad de cruces por cero de la señal analizada.

En cuanto al cálculo de las características de representación, se encuentran las siguientes medidas:

Cepstrum: se define como la transformada de Fourier (una especie de representación en frecuencia de señales) del logaritmo del espectro, usado para determinar periodicidades en el espectro de la señal.

Coefficientes cepstrum sobre la escala de frecuencia MEL: se definen como el *cepstrum* real de una señal de tiempo corto ventaneada, que se deriva de la transformada de Fourier de la señal. Se usa una escala de frecuencia no lineal para aproximar el comportamiento del sistema auditivo.

Predicción lineal: la idea del análisis de predicción lineal, es que una muestra de audio en el tiempo puede aproximarse como una combinación lineal de las muestras de audio anteriores.

Coefficientes de predicción lineal: éstos permiten la reconstrucción del filtro inverso de la señal, usado para eliminar los efectos de los ruidos generados por los tejidos circundantes al corazón y resaltar la función de excitación.

Transformada wavelet: es una forma de cálculo de coeficientes o características abstractas, representadas numéricamente y que son útiles para el análisis de señales en el dominio tiempo–frecuencia. Se realiza al descomponer la señal en varios componentes de frecuencia hasta determinar las mejores condiciones para la reconstrucción de las señales analizadas.

Marco experimental

A continuación se describe el procedimiento mediante el cual se desarrolló el estudio.

Obtención de la base de datos de los registros fonocardiográficos digitales

La base de datos con la que se realiza el trabajo está conformada por registros de fonocardiografía digital tomados a sujetos normales y a pacientes con presencia de soplos cardiacos causados por valvulopatías cardiacas.

Los registros normales se adquieren tomando 44 muestras con un estetoscopio electrónico marca WelchAllyn modelo Meditrón. El grupo de personas que colaboraron en la adquisición de sus registros fonocardiográficos, digitales está conformado por estudiantes de la Facultad de Ciencias para la Salud de la Universidad de Caldas y por empleados del Hospital Infantil Universitario «Rafael Henao Toro» de la ciudad de Manizales. La toma de los registros se realiza sin limitaciones de edad y género de las personas que colaboraron en este procedimiento, siempre y cuando se haya verificado su mayoría de edad. El punto anatómico sobre el cual se tomaron los registros corresponde al foco mitral, en fase de apnea post-espíroratoria, cada uno con una duración de 8 segundos y con los sujetos en posición decúbito dorsal. Todos los registros normales se adquieren dentro de la cabina acústica del Hospital Infantil Universitario «Rafael Henao Toro», después de haber valorado a los sujetos mediante un chequeo médico para comprobar sus estados de normalidad auscultatoria e indicarles el propósito del estudio.

Los registros patológicos hacen parte de la base de datos del *Helsinki University of Technology*, compuestos por 49 registros. A diferencia de los adquiridos de los sujetos normales, no tienen la señal electrocardiográfica de forma simultánea.

Reducción de perturbaciones acústicas

La reducción de perturbaciones acústicas en los registros fonocardiográficos digitales, se realiza aplicando la técnica de *denoising* mediante el uso de la transformada *wavelet*. El algoritmo implementado para este propósito fue evaluado por un grupo de médicos expertos en semiología, quienes al escuchar los registros determinaron su calidad sonora resultante (9).

Segmentación

En el procesamiento digital de señales biomédicas, la segmentación es un procedimiento mediante el cual se extraen las ondas o segmentos de onda de la señal para realizar su respectivo análisis. En este trabajo, los registros de fonocardiografía digital fueron segmentados en ciclos cardiacos de forma automática. Sin embargo, en algunos casos, especialmente en los registros con presencia de soplos, el proceso automatizado de segmentación se dificulta por el cambio en la morfología de las ondas, motivo por el cual la segmentación de los ciclos cardiacos, se realiza de forma manual (10).

Caracterización

En la etapa de caracterización se aplican las medidas basadas en el análisis acústico y de técnicas de dinámica no lineal descritas anteriormente sobre los ciclos cardiacos de menor desviación estándar, antes segmentados en cada uno de los registros fonocardiográficos digitales, tanto normales como patológicos (11).

Clasificación

La clasificación consiste en evaluar el poder discriminante de los coeficientes o características extraídas mediante un algoritmo computacional que determina la clase a la que pertenecen (normal o patológica), provenientes del análisis acústico y con técnicas de dinámica no lineal, con y sin aplicación de *denoising*. En el caso del análisis acústico, se obtiene un conjunto muy amplio de medidas, en donde es posible que algunas de ellas sean redundantes y dificulten el trabajo de los algoritmos clasificadores, por lo que deben ser sometidas a un proceso conocido como *selección efectiva de características*, con el fin de retirar del análisis aquellos coeficientes redundantes. La selección efectiva de características no se aplica sobre las medidas basadas en técnicas de dinámica no lineal, debido a la cantidad reducida de coeficientes que se obtienen en el análisis de cada registro (12).

Resultados

Resultados del análisis con técnicas de dinámica no lineal

Las figuras 3 y 4 muestran los valores de la dimensión de correlación para cada uno de los ciclos de fonocardiografía digital analizados, indicando que la complejidad de los atractores correspondientes a los registros normales, representada en el valor de la dimensión fractal, es mayor que la de los registros patológicos.

Las figuras 5 y 6 muestran los valores de la entropía de Kolmogorov. Al igual que en el caso de la dimensión de correlación, la aplicación del *denoising* facilita la separación entre clases. Este resultado indica que la incertidumbre debida a la cantidad de información es mayor en los registros normales que en los patológicos.

Las figuras 7 y 8 muestran los promedios de la estimación del máximo exponente de Lyapunov, indicando que los registros patológicos son menos impredecibles que los normales.

Las figuras 9 y 10 muestran los valores del exponente de Hurst. Este es un cálculo de bajo costo computacional, pero no proporciona separación entre las clases. Sin embargo, se puede deducir a partir de los valores mayores a 0,5, que las señales correspondientes a registros fonocardiográficos digitales son predecibles a largo plazo.

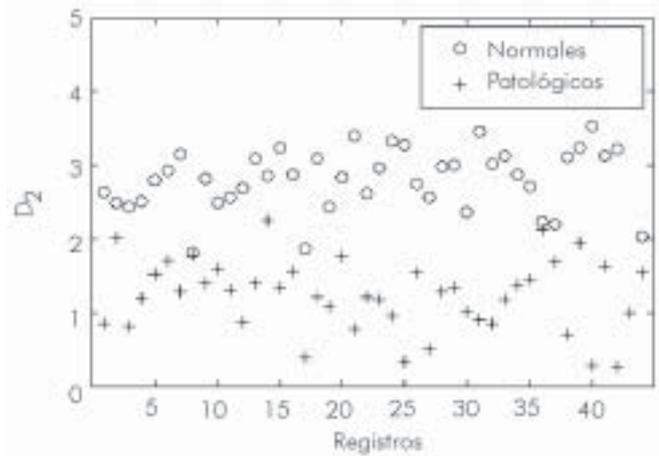


Figura 4. Dimensión de correlación para registros con *denoising*.

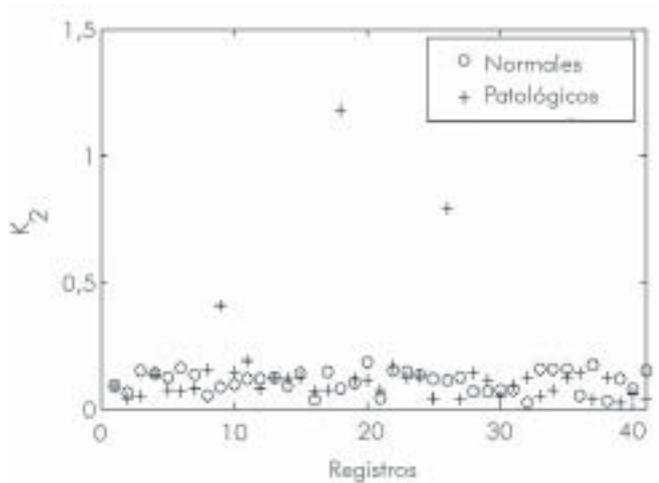


Figura 5. Entropía de Kolmogorov para registros sin *denoising*.

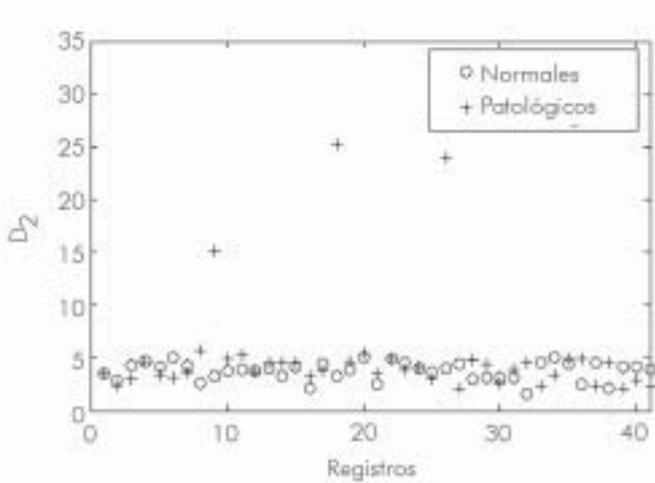


Figura 3. Dimensión de correlación para registros sin *denoising*.

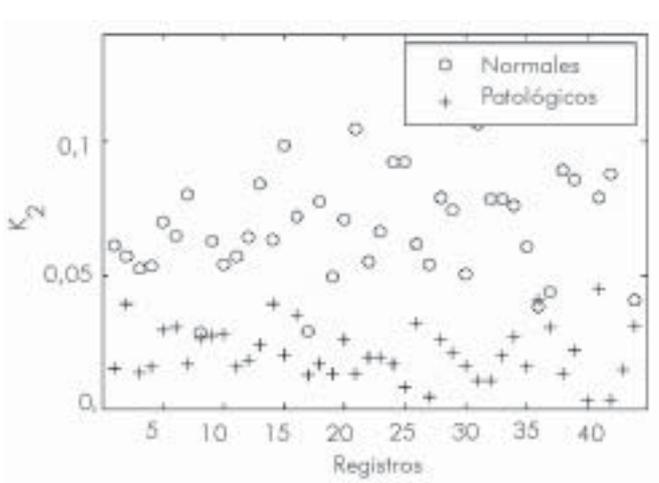


Figura 6. Entropía de Kolmogorov para registros con *denoising*.

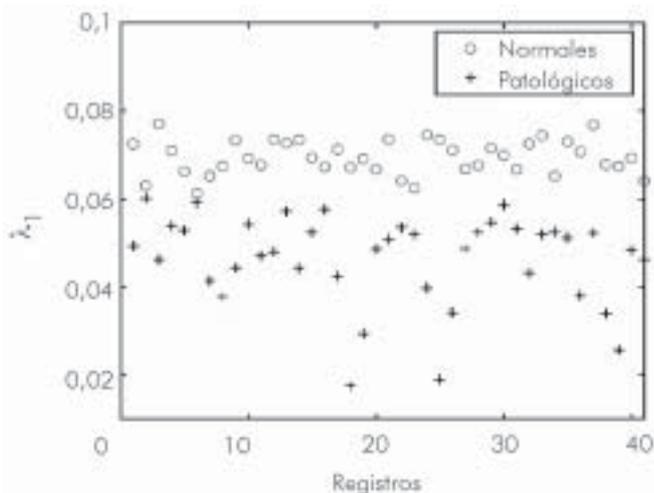


Figura 7. Exponentes de Lyapunov para registros sin *denoising*.

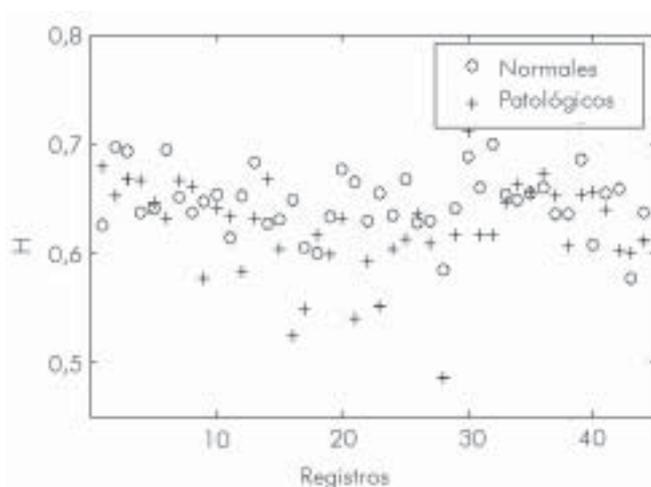


Figura 10. Exponentes de Hurst para registros con *denoising*.

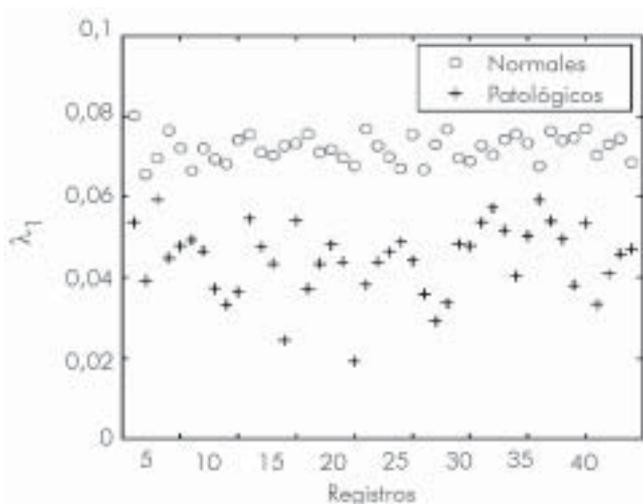


Figura 8. Exponentes de Lyapunov para registros con *denoising*.

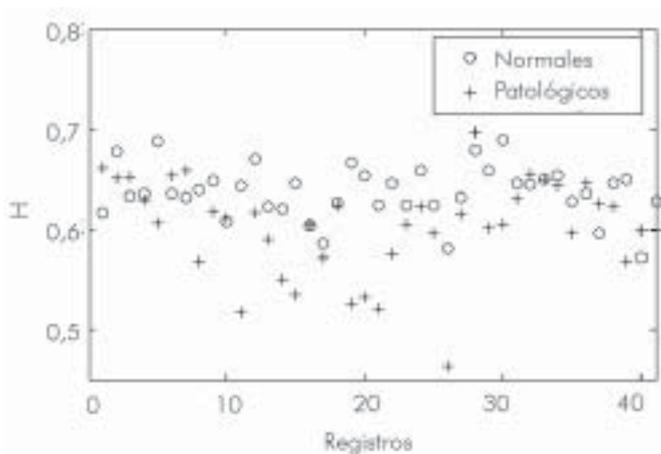


Figura 9. Exponentes de Hurst para registros sin *denoising*.

Las figuras 11 y 12 muestran los valores de la complejidad de Lempel-Ziv, indicando que la complejidad algorítmica para simular el comportamiento de un registro fonocardiográfico digital patológico, es mayor que la de un registro normal. Al igual que el cálculo del exponente de Hurst, la complejidad de Lempel-Ziv también requiere de un bajo costo computacional y proporciona una buena separación entre clases, por lo que resulta ser una medida más eficiente que la dimensión de correlación, la entropía de Kolmogorov y el máximo exponente de Lyapunov.

El análisis indica que la atenuación de perturbaciones acústicas mediante la aplicación del *denoising*, mejora las condiciones de separación entre las clases normal y patológica, especialmente en el cálculo de la dimensión de correlación y la entropía de Kolmogorov, con excepción en la estimación del exponente de Hurst.

Resultados con análisis acústico

La etapa de la selección efectiva de características, a partir de las medidas obtenidas con el análisis acústico sobre los registros fonocardiográficos digitales procesados con el algoritmo de *denoising*, permite obtener solamente una característica discriminante que corresponde al coeficiente de variación de la relación armónica al ruido (Figuras 9 y 10). Este hecho indica que las características de representación matemática no son adecuadas para establecer criterios de separación entre clases normal y patológica en registros de

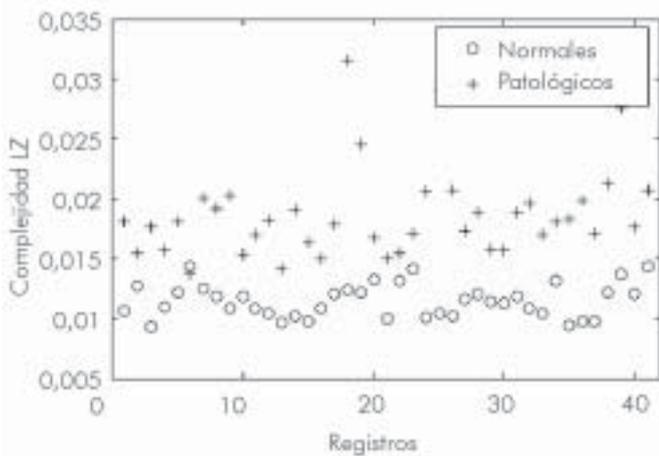


Figura 11. Complejidad de Lempel-Ziv para registros sin denoising.

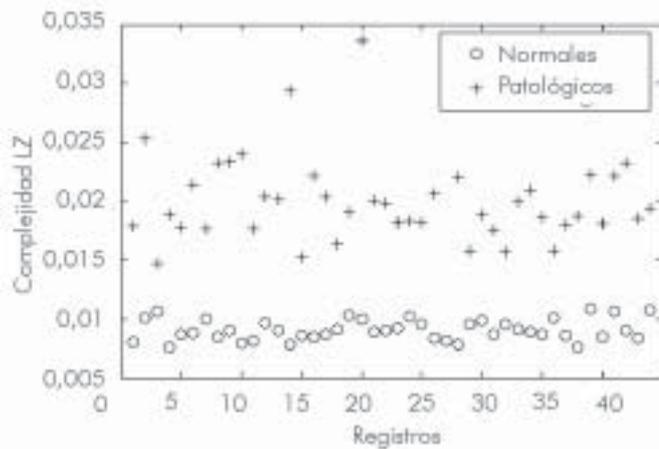


Figura 12. Complejidad de Lempel-Ziv para registros con denoising.

fonocardiografía digital. No obstante, el resultado muestra que las frecuencias correspondientes a los soplos, causados por el flujo turbulento de sangre en presencia de valvulopatías cardiacas, tiene características de ruido aditivo.

Al realizar el análisis acústico sin la aplicación previa del *denoising*, las características resultantes del proceso de selección efectiva de características son las siguientes: frecuencia central, coeficiente de variación de la relación armónica al ruido, número de cruces por cero, máximo de la predicción lineal y coeficiente central en la escala de MEL de tipo 11. Nuevamente, se observa que estas medidas corresponden al grupo de características acústicas, es decir, que cuando no se aplica *denoising* antes de realizar el análisis acústico, las características de representación matemática tampoco son adecuadas

para la clasificación. De otro lado, a pesar de que una de las características seleccionada también fue el coeficiente de variación de la relación armónica al ruido, la separación entre las clases se pierde a causa de no aplicar el *denoising* en los ciclos de los registros fonocardiográficos digitales (Figuras 13 y 14).

Resultados de clasificación

La tabla 1 muestra los porcentajes en la precisión de clasificación según los métodos utilizados en la caracterización: análisis acústico y análisis mediante técnicas de dinámica no lineal, donde estas últimas generan los mayores porcentajes correspondientes a la precisión de clasificación.

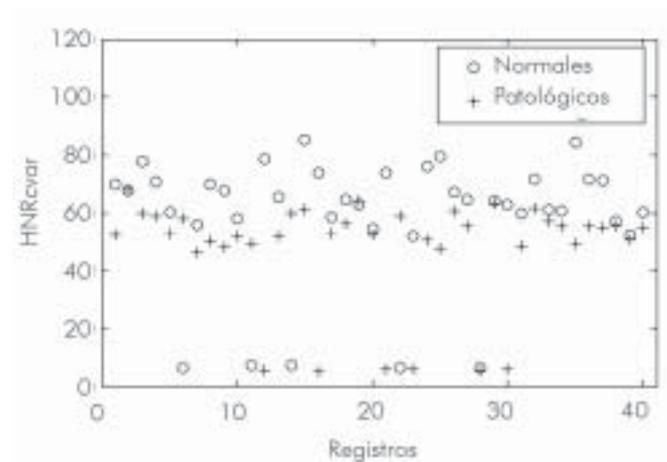


Figura 13. Relación armónica al ruido para registros sin denoising.

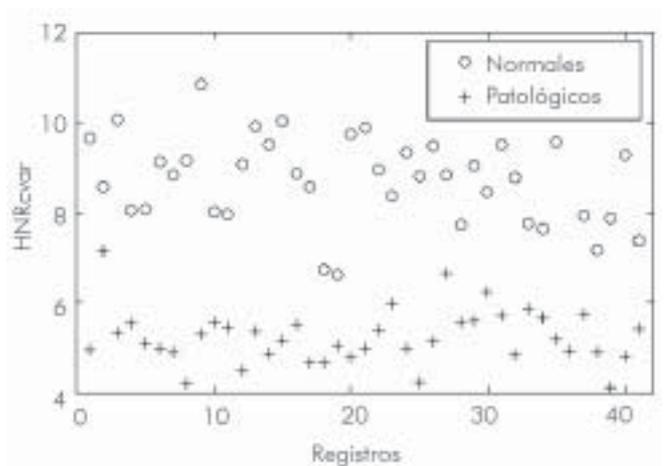


Figura 14. Relación armónica al ruido para registros con denoising.

Tabla 1
 PORCENTAJES DE PRECISIÓN DE CLASIFICACIÓN

		Precisión de clasificación
Características acústicas	Con <i>denoising</i>	98,78%
	Sin <i>denoising</i>	86,25%
Características mediante técnicas de dinámica no lineal	Con <i>denoising</i>	99,90%
	Sin <i>denoising</i>	97,56%

Conclusiones

El análisis por técnicas de dinámica no lineal en registros fonocardiográficos digitales, permite diferenciar entre estados normales y patológicos correspondientes a la presencia de soplos causados por valvulopatías cardiacas, con una mayor precisión de clasificación que en el caso del análisis acústico (Tabla 1). Sin embargo, se sabe que son métodos de alto costo computacional y complejidad de manejo matemático, lo que representa cierta desventaja en su aplicación. Las medidas de análisis acústico, específicamente las características acústicas que estiman la cantidad de ruido aditivo en los registros fonocardiográficos digitales, son útiles para diferenciar entre señales normales y con presencia de soplos, mientras que las características de representación no son adecuadas para tal efecto por no presentar indicios de separación entre clases. La ventaja en la aplicación de este análisis radica en que el costo computacional es menor con respecto al requerido por las medidas por técnicas de dinámica no lineal.

La atenuación de perturbaciones acústicas con la técnica de *denoising* implementada en este trabajo, mejora las condiciones de perceptibilidad auditiva de los registros fonocardiográficos digitales. Su valor se encuentra en el punto de vista semiológico, ya que se atenúan componentes acústicos que no corresponden a información clínica, sin deteriorar las características auditivas de los sonidos cardiacos, el cual es un tipo de análisis que no se encuentra descrito en la literatura. Adicionalmente, el *denoising* aplicado a los registros de fonocardiografía digital incrementa la separación de las clases, tanto en el análisis acústico como en la aplicación de técnicas de dinámica no lineal, permitiendo obtener precisiones de clasificación mayores al 98%. El acceso a bases de datos de registros fonocardiográficos digitales acondicionados para el

entrenamiento de sistemas automatizados no es suficiente, por lo que el trabajo exigió la creación de una base de registros normales propia. Aunque también se encontraron bases de datos de acceso libre en Internet, éstas no estaban lo suficientemente comentadas.

En síntesis, la metodología implementada para la detección de estados funcionales en registros fonocardiográficos digitales, es efectiva para la detección de soplos cardiacos, y presenta un alto poder discriminante entre estas clases de acuerdo con la capacidad de las medidas aplicadas para establecer márgenes de separación entre casos normales y patológicos.

Agradecimientos

Los autores expresan sus agradecimientos a la Dra. Ana María Matijasevic y al Dr. Guillermo Agudelo, expertos semiólogos y docentes de la Facultad de Ciencias para la Salud de la Universidad de Caldas, por sus valiosos aportes en el desarrollo de este trabajo.

Bibliografía

- Durand LG, Pibarot P. Digital signal processing of the phonocardiogram: Review of the most recent advancements. *Critical Reviews in Biomedical Engineering* 1995; 23 (3 y 4): 163-219.
- Myint W, Billard B. An electronic stethoscope with diagnosis capability. Auburn University, Tech. Rep.; 2001.
- Ergen B, Tatar Y. A different virtual instrument for data acquisition and analysis of phonocardiogram. *IJCI Proceedings of International Conference on Signal Processing 2003*; 1 (2): 47-51.
- Sikiö K. Design and implementation of biosignal monitoring and analysis software. Master's thesis, Helsinki University of Technology, Espoo, Finland; 1999.
- Provaznik. Wavelet analysis for signal detection applications to experimental cardiology research. Ph.D. dissertation, Brno University of Technology; 1996.
- Lukkarinen S, Liang H, Hartimo I. A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction. In: 19th Annual International Conference IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Chicago, USA, October/November; 1997.
- Sepúlveda F. Extracción de parámetros de señales de voz usando técnicas de análisis en tiempo-frecuencia. Master's thesis, Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Caldas, Colombia; 2004.
- Kantz H, Schreiber T. *Nonlinear time series analysis*, ser. 7. USA: Cambridge Nonlinear Science; 2002.
- Messer S, Agzarjan J, Abbott D. Optimal wavelet denoising for phonocardiograms. *Microelectronics Journal* 2001; 32: 931-941.
- Liang H, Lukkarinen S, Hartimo I. Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopegram. *Proceed Computers Cardiol* 1997; 24: 105-108.
- Quintero Ruiz CH, Cerquera EA, Castellanos G. Caracterización de estados funcionales en fonocardiografía mediante análisis de complejidad. *CASEIB2005*. Madrid; 2005.
- Leung T, White P, Collis W, Brown E, Salmon A. Classification of heart sounds using time-frequency method and artificial neural networks. *Proceedings of the 22nd annual EMBS international conference*. Chicago, USA; 2000. p. 988-991.