

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/343859496>

Contribución al análisis temporal del ciclo cardíaco mediante el fonocardiograma

Thesis · January 2010

DOI: 10.13140/RG.2.2.12368.74249

CITATIONS

0

READS

154

1 author:



[Fernando E. Valdés Pérez](#)

University of Oriente (Cuba)

20 PUBLICATIONS 46 CITATIONS

SEE PROFILE

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



ECG signal processing and analysis [View project](#)



Monitoreo cardiorrespiratorio mediante señales cardíacas de origen mecánico [View project](#)

Universidad de Oriente
Facultad de Ingeniería Eléctrica
Centro de Estudios de Neurociencias y Procesamiento de Imágenes y Señales

Contribución al análisis temporal del ciclo cardíaco mediante el fonocardiograma

**Tesis presentada en opción al grado científico de
Doctor en Ciencias Técnicas**

Autor: Ing. Fernando Eudaldo Valdés Pérez, MSc.
Tutor: Ing. Carlos Román Vázquez Seisdedos, Dr.C.T.

Santiago de Cuba

2009

Universidad de Oriente
Facultad de Ingeniería Eléctrica
Centro de Estudios de Neurociencias y Procesamiento de Imágenes y Señales

Contribución al análisis temporal del ciclo cardíaco mediante el fonocardiograma

**Tesis presentada en opción al grado científico de
Doctor en Ciencias Técnicas**

Autor: Ing. Fernando Eudaldo Valdés Pérez, MSc.

Profesor Titular

CENPIS, FIE, UO

E-mail: fvaldes@uo.edu.cu

Tutor: Ing. Carlos Román Vázquez Seisdedos, Dr.C.T.

Profesor Titular

CENPIS, FIE, UO

E-mail: cvazquez@uo.edu.cu

Santiago de Cuba

2009

AGRADECIMIENTOS

A mi tutor Dr. Carlos R. Vázquez Seisdedos por sus oportunos consejos y ayuda en la culminación exitosa de este trabajo.

A mis compañeros del CENPIS, que me han apoyado a lo largo de este trabajo.

A los compañeros de la Universidad de Oriente, que voluntariamente se brindaron a participar en el registro de las señales de ECG y PCG con las que se creó la base de señales utilizada en la investigación.

A los profesores Dr. Ramon Pallàs Areny y Dr. Oscar Casas Piedrafita, ambos de la Universidad Politécnica de Cataluña (UPC), por la ayuda prestada en esta investigación.

Al Centro de Cooperación para el Desarrollo (CCD) de la UPC y a la Agencia Española de Cooperación Internacional (AECI), por el apoyo brindado a este trabajo a través del Programa de Cooperación Inter-universitaria para profesores universitarios de América Latina - España AL.E 2003.

A la familia Romero-Cevallos de Guayaquil, Ecuador, por su ayuda y atenciones recibidas.

A mi esposa y mis hijos, por el aliento que me han dado en todo momento.

SÍNTESIS

La fonocardiografía es una técnica no invasiva que brinda información sobre el funcionamiento de las válvulas cardíacas y el comportamiento del ritmo cardíaco en general. El fonocardiograma (PCG) o registro de los sonidos cardíacos se destaca por su sencillez, bajo costo y muy poca interferencia de otras partes del sistema cardiovascular, pues se toma en una región muy cercana al corazón. Sin embargo, es notoria la ausencia de métodos exactos y robustos al ruido para determinar la duración y variabilidad temporal del ciclo cardíaco mediante el PCG, y la carencia de métodos de corrección de artefactos en las series temporales que permitan calcular los indicadores estándares de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) a partir de series con artefactos. La hipótesis que se sustenta en esta tesis es que si se detectan con exactitud y robustez al ruido los instantes de ocurrencia de los sonidos S1, es posible mejorar la evaluación de la cronometría del ciclo cardíaco mediante el PCG. Para demostrar esta hipótesis, en esta tesis se proponen y evalúan con señales reales y casi-artificiales, tres métodos para extraer parámetros del sonido S1 con mayor exactitud y robustez al ruido que los convencionales. También se proponen y evalúan tres nuevos métodos para corregir artefactos en series temporales que se integran armónicamente con el cálculo de los indicadores de la VFC, mejorando lo reportado en la bibliografía en este aspecto. Finalmente se evalúa el uso de la serie S1S1 del PCG para analizar la VFC en sujetos sanos, con buenos resultados preliminares.

ÍNDICE	Pág.
INTRODUCCIÓN	1
1. ESTADO DEL ARTE	14
1.1 Detección de puntos característicos en el PCG	14
1.1.1 Identificación de los sonidos cardíacos.	15
1.1.2 Extracción de parámetros de los sonidos cardíacos.	16
1.2 Las series temporales, los artefactos y su corrección	19
1.3 Conclusiones del capítulo	23
2. HERRAMIENTAS Y MÉTODOS DESARROLLADOS PARA REALIZAR LA INVESTIGACIÓN.	24
2.1 Sistema desarrollado para adquirir el ECG y el PCG	24
2.1.1 Adquisición del ECG	25
2.1.2 Adquisición del PCG	28
2.1.3 Filtrado de las señales	30
2.1.4 Software para la adquisición y registro de bioseñales	31
2.2 Métodos para extraer parámetros del sonido S1 en el PCG	33
2.2.1 Método de la triangulación de áreas	33
2.2.2 Método del promediado de puntos	37
2.2.3 Método de la plantilla gaussiana	38
2.3 Métodos para corregir artefactos en las series temporales	42

2.3.1 Método de la corrección semiautomática	42
2.3.2 Método de la corrección gaussiana	44
2.3.3 Método de la corrección por triangulación	46
2.4 Conclusiones del capítulo	48
3. RESULTADOS OBTENIDOS Y DISCUSIÓN	49
3.1 Base de señales para la experimentación	49
3.1.1 Base de datos de señales reales de ECG y PCG	49
3.1.2 Síntesis de las señales de ECG y PCG casi-artificiales	50
3.1.3 Adición de ruido a las señales de PCG	50
3.1.4 Series temporales artificiales y reales	53
3.2 Evaluación de los métodos para extraer parámetros del sonido S1	54
3.2.1 Metodología de evaluación	55
3.2.2 Evaluación del método de la triangulación de áreas	58
3.2.3 Evaluación del método de promediado de puntos	61
3.2.4 Evaluación del método de la plantilla gaussiana	62
3.2.5 Evaluación de la exactitud del método de la plantilla gaussiana al determinar la posición de S1.	65
3.2.6 Conclusiones parciales	66
3.3 Evaluación de los métodos para corregir artefactos en las series temporales	67
3.3.1 Metodología de evaluación	67
3.3.2 Evaluación del método de la corrección semiautomática	70

3.3.3 Evaluación del método de la corrección gaussiana	72
3.3.4 Evaluación del método de la corrección por triangulación	74
3.3.5 Conclusiones parciales	76
3.4 Análisis de la VFC mediante el PCG	77
3.4.1 Propuesta	77
3.4.1 Resultados	79
3.4.2 Conclusiones parciales	80
3.5 Conclusiones del capítulo	80
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	83
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	86
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS DEL AUTOR SOBRE EL TEMA	98
ANEXOS	102
A1. Tablas con datos y resultados de la evaluación de los métodos para extraer parámetros del sonido S1.	102
A2. Tablas con datos y resultados de la evaluación de los métodos de corrección de artefactos en series temporales artificiales y reales	107
A3. Tablas relacionadas con el análisis de la VFC mediante el PCG	114

LISTA Y DESCRIPCIÓN DE TABLAS	Pág.
Tabla 2.1 Valores de los componentes de los filtros de Bessel.	31
Tabla A1.1 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el inicio de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.	102
Tabla A1.2 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el inicio de S1 con señales reales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.	103
Tabla A1.3 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el final de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.	103
Tabla A1.4 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el final de S1 con señales reales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.	103
Tabla A1.5 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.	104
Tabla A1.6 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 con señales reales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.	104
Tabla A1.7 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de promediado de puntos (P) vs. método del punto máximo (C).	104

Tabla A1.8 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales reales. Se compara el método de promediado de puntos (P) vs. método del punto máximo (C).	105
Tabla A1.9 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método del punto máximo (C).	105
Tabla A1.10 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales reales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método del punto máximo (C).	105
Tabla A1.11 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método de promediado de puntos (C).	105
Tabla A1.12 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales reales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método de promediado de puntos (C).	105
Tabla A1.13 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 con señales casi artificiales.. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método de la triangulación (C).	106
Tabla A1.14 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 con señales reales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método de la triangulación (C).	106
Tabla A1.15 Evaluación de la exactitud de los métodos de la plantilla gaussiana (P) y del punto máximo (C) al determinar la posición de S1.	106

Tabla A2.1 Evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series artificiales mediante los indicadores SDNN y SDNN10, y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	107
Tabla A2.2 Evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series artificiales mediante los indicadores SDSD y SDSD10, y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	107
Tabla A2.3 Evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series reales mediante los indicadores SDNN y SDNN10, y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	108
Tabla A2.4 Evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series reales mediante los indicadores SDSD y SDSD10, y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	108
Tabla A2.5 Evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana. Comportamiento de los indicadores SDNN y SDNN10 en las series artificiales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	109
Tabla A2.6 Evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana. Comportamiento de los indicadores SDSD y SDSD10 en las series artificiales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	109
Tabla A2.7 Evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana. Comportamiento de los indicadores SDNN y SDNN10 en las series reales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	110

Tabla A2.8 Evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana. Comportamiento de los indicadores SDSD y SDSD10 en las series reales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	110
Tabla A2.9 Resultados de las pruebas de normalidad en series RR de los registros de la base de señales reales desarrollada para la investigación. En todos los casos $\alpha = 0.05$. Casilla en 1: pasó la prueba de normalidad (la serie se puede considerar normal); casilla en blanco: no pasó la prueba (la serie no se puede considerar normal).	111
Tabla A2.10 Resumen de los resultados de las pruebas de normalidad hechas a los registros de la base de señales desarrollada para la investigación.	112
Tabla A2.11 Evaluación del método de corrección de artefactos con triangulación de áreas en el histograma de la serie temporal. Comportamiento de los indicadores SDNN y SDNN10 en las series artificiales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	113
Tabla A2.12 Evaluación del método de corrección de artefactos con triangulación de áreas en el histograma de la serie temporal. Comportamiento de los indicadores SDSD y SDSD10 en las series artificiales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	113
Tabla A2.13 Evaluación del método de corrección de artefactos con triangulación de áreas en el histograma de la serie temporal. Comportamiento de errores en SDNN, SDNN10, SDSD y SDSD10 en las series reales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.	113

Tabla A3.1 Valores de PRD al comparar las series S1S1c y RR, y S1S1p con RR en series reales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.....	114
Tabla A3.2 Valores de los indicadores de la VFC calculados a partir de la serie RR (indicador_c) y S1S1p (indicador _p) en los registros de la base de señales de la investigación. La diferencia promedio de cada entre indicadores de diferente origen se cuantifica mediante el PRD.....	115

LISTA Y DESCRIPCIÓN DE DE FIGURAS	Pág.
Figura I.1 El corazón es un sistema que responde mecánicamente (los latidos) a una excitación eléctrica. El electrocardiograma (ECG) y el fonocardiograma (PCG) son medidas de la excitación y la respuesta, respectivamente, y se obtienen de forma no invasiva.	1
Figura I.2 Fonocardiograma de un sujeto supuestamente sano donde se observan claramente los sonidos cardíacos S1 y S2. La señal ha sido registrada con el sistema desarrollado en esta tesis.	2
Figura 1.1 Principales eventos de un ciclo cardíaco en el PCG: los sonidos S1 y S2 con sus instantes de inicio y final, y los intervalos sistólico y diastólico.	15
Figura 1.2 Señales de ECG y PCG registradas simultáneamente en un sujeto supuestamente sano. Para segmentar el PCG se puede utilizar la señal del ECG como referencia.	16
Figura 1.3 Señal de PCG y su envolvente calculada a partir de la energía de Shannon, utilizando una ventana de promediado de 20 ms.	18
Figura 1.4 Series RR y S1S1 procedentes de señales de ECG y PCG registradas simultáneamente.	20
Figura 1.5 Serie RR con artefactos y su histograma. Observe en el histograma las colas que indican la presencia de los artefactos.	21
Figura 2.1 Diagrama en bloques del sistema para adquirir el ECG y el PCG simultáneamente.	25
Figura 2.2 Amplificador de ECG.	25

Figura 2.3 Influencia de la realimentación sobre el comportamiento del amplificador de ECG de la figura 2.2 en baja frecuencia.....	28
Figura 2.4 Amplificador del PCG.	29
Figura 2.5 Topología de los filtros pasabajos de Bessel utilizados para filtrar las señales de ECG y PCG.	30
Figura 2.6 Panel principal del software de adquisición y registro de bioseñales.	32
Figura 2.7 Método de triangulación de áreas utilizado para determinar el inicio y el final de los sonidos del PCG.	36
Figura 2.8 Determinación de las posiciones de inicio (t_i) y final (t_f) de un sonido cardíaco mediante triangulación de áreas.	36
Figura 2.9 Plantilla en forma de campana de Gauss utilizada para determinar posición y duración de los sonidos cardíacos.	39
Figura 2.10 Herramienta desarrollada para corregir artefactos en la serie RR del ECG, basada en el método de la corrección semiautomática.	43
Figura 2.11 Método de la corrección gaussiana.....	45
Figura 2.12 Eliminación de las colas del histograma (artefactos) en el método de la corrección por triangulación.	47
Figura 3.1 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el inicio de S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la triangulación; C1: umbral de 0,15; C2: umbral de 0,10.	59
Figura 3.2 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el final de S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la triangulación; C1: umbral de 0,15; C2: umbral de 0,10.	60

Figura 3.3 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la triangulación; C1: umbral de 0,15; C2: umbral de 0,10.	60
Figura 3.4 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método del promediado de puntos; C: método del punto máximo.....	62
Figura 3.5 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición de S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la plantilla gaussiana; C1: método de promediado de puntos; C2: método del punto máximo.	64
Figura 3.6 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la plantilla gaussiana; C: método de la triangulación.	64
Figura 3.7 Pantalla del programa desarrollado para anotar señales.	66
Figura 3.8 Evaluación de la exactitud al determinar la posición de S1. C: método del punto máximo; P: método de la plantilla gaussiana.	66
Figura 3.9 Resumen de la evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series artificiales y reales respecto a los indicadores (a) SDNN y SDNN10, y (b) SDSD y SDSD10.	71
Figura 3.10 Resumen de la evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana en series artificiales y reales respecto a los indicadores (a) SDNN y SDNN10, y (b) SDSD y SDSD10.....	73

Figura 3.11 Resumen de la evaluación del método de corrección de artefactos con triangulación de áreas en el histograma en series artificiales y reales respecto a los indicadores (a) SDNN y SDNN10, y (b) SDSD y SDSD10.....	75
Figura 3.12 Diferencia Media Cuadrática (PRD) entre las series S1S1c y S1S1p y la serie RR en registros reales procedentes de sujetos sanos.....	79
Figura 3.13 Gráficos de dispersión que muestran la relación entre indicadores de la VFC, y rectas de regresión lineal.	80

GLOSARIO**01. Acrónimos y Terminología.**

AC Corriente alterna (alternating current).

AI Amplificador de instrumentación.

AO Amplificador operacional.

CMRR Razón de rechazo del modo común (common mode rejection ratio).

DC Corriente directa o continua (direct current).

ECG Electrocardiograma.

FN Falso negativo.

FP Falso positivo.

FPA Filtro pasa altos.

FPB Filtro pasa bajos.

FPBD Filtro pasa banda

HRV Heart rate variability, también VFC.

P Onda P del electrocardiograma.

PCG Fonocardiograma (phonocardiogram).

PRD Diferencia media cuadrática en porcentaje (percent root mean square difference).

Q Onda Q del electrocardiograma.

R Onda R del electrocardiograma.

S Onda S del electrocardiograma.

S1 Primer sonido cardíaco.

S2 Segundo sonido cardíaco.

S3 Tercer sonido cardíaco.

S4 Cuarto sonido cardíaco.

SDNN Desviación estándar (en milisegundos) de los intervalos entre complejos QRS adyacentes procedentes de despolarizaciones en el nodo sinusal (intervalos NN, normal-to-normal).

SDSD Desviación estándar (en milisegundos) de la diferencia entre intervalos NN consecutivos.

SNR Relación señal a ruido (signal-to-noise ratio)

T Onda T del electrocardiograma.

VFC Variabilidad de la frecuencia cardíaca, también HRV.

02. Operadores.

\approx Aproximadamente igual a.

$E[\cdot]$ Valor medio.

$Std[\cdot]$ Desviación estándar.

03. Símbolos.

μ Media o valor medio.

C Capacitor.

f Frecuencia.

f_s Frecuencia de muestreo.

j unidad imaginaria.

R Resistor.

s	Frecuencia compleja.
t	Tiempo.
T_s	Tiempo o período de muestreo.
σ	Desviación estándar.
τ	Constante de tiempo.
ω	Frecuencia angular.

INTRODUCCIÓN

El corazón, como muestra la figura I.1, es un sistema complejo que tiene una respuesta mecánica (los latidos) a una excitación eléctrica (los impulsos eléctricos que se generan en el nodo sinusal). Las técnicas empleadas para el diagnóstico cardíaco pueden ser invasivas y no invasivas. Dentro de las técnicas no invasivas están la electrocardiografía, la auscultación, la fonocardiografía y la ecocardiografía.

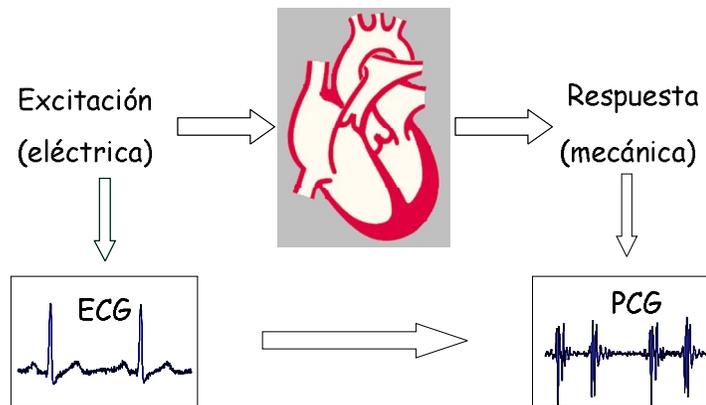


Figura I.1 El corazón es un sistema que responde mecánicamente (los latidos) a una excitación eléctrica. El electrocardiograma (ECG) y el fonocardiograma (PCG) son medidas de la excitación y la respuesta, respectivamente, y se obtienen de forma no invasiva.

La electrocardiografía es por excelencia, la técnica no invasiva de diagnóstico más utilizada en la práctica médica para obtener información de la excitación eléctrica al corazón mediante el electrocardiograma (ECG). La auscultación, la fonocardiografía y la ecocardiografía permiten estudiar la respuesta mecánica del corazón. Las técnicas de imágenes por ecocardiografía proporcionan una información amplia acerca de la actividad mecánica del co-

razón, pero son muy complejas y costosas. La auscultación tiene el gran inconveniente de que su interpretación depende en buena medida de la capacidad auditiva, la pericia y experiencia del que ausculta [Tilkian y Conover, 2001]. La fonocardiografía se destaca por su sencillez, bajo costo y bajo nivel de interferencias eléctricas, pues el fonocardiograma (PCG) o registro de los sonidos cardíacos, se toma en una región muy cercana al corazón, por lo que se adquiere con muy poca interferencia de otras partes del sistema circulatorio, y brinda información sobre el funcionamiento de las válvulas cardíacas y el comportamiento del ritmo cardíaco en general [Tilkian y Conover, 2001].

Los sonidos cardíacos son el resultado de la relación dinámica entre los eventos relacionados con la contracción y distensión de aurículas y ventrículos, los movimientos de las válvulas y el flujo de sangre [Durand y Pibarot, 1995]. El PCG normal consta básicamente de dos sonidos, S1 y S2, como muestra la figura I.2.

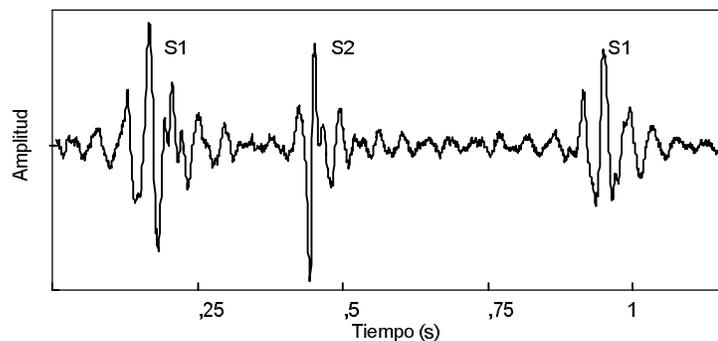


Figura I.2 Fonocardiograma de un sujeto supuestamente sano donde se observan claramente los sonidos cardíacos S1 y S2. La señal ha sido registrada con el sistema desarrollado en esta tesis.

El primer sonido cardíaco (S1) ocurre al comienzo de la contracción ventricular durante el cierre de las válvulas mitral y tricúspide. Indica el comienzo de la sístole ventricular. Corresponde en tiempo al complejo QRS de la señal del ECG. El segundo sonido cardíaco (S2) marca el fin de la sístole ventricular y el comienzo de la relajación ventricular, que

sigue al cierre de las válvulas semilunares aórtica y pulmonar. S2 corresponde en tiempo con el final de la onda T del ECG. S1 tiene dos componentes denominadas M1 y T1, debidas al cierre de las válvulas mitral y tricúspide respectivamente. El espectro de S1 normalmente contiene frecuencias entre 20 y 200 Hz. S2 tiene dos componentes, A2 y P2, relacionadas con el cierre de las válvulas aórtica y pulmonar respectivamente. Normalmente, la válvula aórtica cierra algunos milisegundos antes que la válvula pulmonar. S2 tiene usualmente mayores componentes espectrales (entre 20 y 400 Hz) que S1 debido a que la cantidad de sangre presente en los ventrículos es menor que la que hay cuando se produce S1.

En algunos casos puede escucharse un tercer sonido cardíaco (S3), que corresponde con el comienzo del llenado ventricular pasivo en la diástole ventricular, que sigue a la apertura de las válvulas mitral y tricúspide. Es normal en pacientes jóvenes, pero es un signo patológico en pacientes mayores de 40 años. Similarmente, al final del llenado ventricular en la diástole ventricular que resulta de la contracción auricular, se puede producir un cuarto sonido cardíaco (S4), también de baja frecuencia. Este cuarto sonido cardíaco es considerado generalmente patológico. Para captar los sonidos se emplean micrófonos. El ancho de banda necesario va de 20 a 400 Hz para los sonidos cardíacos y hasta 2000 Hz para los soplos.

Los soplos (murmurs en inglés) son sonidos de alta frecuencia (hasta 2000 Hz) causados por defectos cardiovasculares, que pueden presentarse en los intervalos S1-S2 y S2-S1. Desde hace tiempo se reconoce que los soplos diastólicos y sistólicos son el resultado de la propagación acústica del flujo turbulento de sangre a través del sistema corazón – tórax. La turbulencia es producida por el paso de la sangre a alta velocidad a través de las válvulas cardíacas, por estenosis arterial o por comunicaciones entre dos cámaras cardíacas a diferentes presiones. La intensidad de estos soplos es generalmente proporcional a la velocidad

de la sangre. Pueden deberse a causas patológicas o no. Si no son patológicos, los soplos se denominan soplos inocentes.

Se han desarrollado métodos y algoritmos para segmentar el PCG y extraer los parámetros (inicio, final, etc.) de los sonidos S1 y S2. Algunos de estos métodos operan en el dominio tiempo con la envolvente del PCG calculada a partir de la energía de Shannon [Choi y Jiang, 2008; Liang y col., 1997a], otros calculan la envolvente del PCG mediante la transformada de Hilbert [Feldman y Braun, 1997; Martínez-Alajarín y Ruiz-Merino, 2005], y otros utilizan la denominada forma de onda característica (cardiac sound characteristic waveform) [Jiang y Choi, 2006] como representación de la envolvente del PCG.

Otros métodos realizan el segmentado del PCG operando en el dominio de la frecuencia con el espectro del PCG, mediante el espectrograma [Liang y col., 1998] o usando ondículas (wavelets) [Debbal y Bereksi-Reguig, 2008; Dokur y Ölmez, 2007; Kumar y col., 2006; Rajan y col., 2006; Omran y Tayel, 2004; Kurnaz y Ölmez, 2002; Liang y col., 1997b; Liang y Hartimo, 1998a; Liang y Hartimo, 1998b]. Estos métodos se han aplicado en la fonocardiografía fetal por [Jiménez y col., 1999]. Mediante las técnicas y métodos espectrales desarrollados, se determina el contenido espectral de los sonidos, y se separan los componentes valvulares de los sonidos S1 y S2, relacionados con el cierre de las válvulas (mitral y tricúspide para S1 y aórtica y pulmonar para S2). Por esta razón, las técnicas espectrales proporcionan información sobre el estado de las válvulas cardíacas, y son ampliamente utilizadas en el análisis del PCG con vistas al diagnóstico de patologías valvulares. Sin embargo, tienen un costo computacional elevado, lo que dificulta su implementación en aplicaciones de procesamiento en tiempo real. Los métodos espectrales son muy eficaces para realizar el análisis hacia el interior de los sonidos, más que en su detección

[Durand y Pibarot, 1995] o en el segmentado del PCG (donde no presentan resultados superiores a los obtenidos por los métodos en el dominio del tiempo), razón por la cual no son utilizados en este trabajo.

Algunos métodos para segmentar el PCG y extraer los parámetros (inicio, final, etc.) de los sonidos S1 y S2 utilizan el ECG como señal auxiliar de referencia para ubicar ventanas de observación sobre el PCG [Rajan y col., 2006; Malarvili y col., 2003], otros operan sólo sobre el PCG y utilizan la diferente duración de la sístole respecto a la diástole para distinguir los sonidos S1 y S2 entre sí [Martínez-Alajarín y Ruiz-Merino, 2005].

No se han encontrado reportes acerca de la exactitud y robustez al ruido de todos estos métodos destinados a segmentar el PCG y extraer sus parámetros temporales, a pesar de que los métodos reportados parecen ser poco exactos y vulnerables al ruido (lo cual se corrobora en este trabajo), pues básicamente utilizan criterios de umbral sobre la amplitud de la señal para determinar la posición de los sonidos cardíacos y sus puntos de inicio y final.

Aunque laboriosos, otros métodos desarrollados para segmentar el PCG utilizan el denominado envelograma homomórfico [Gill y col., 2005], o usan modelos probabilísticos [Gameiro y Watrous, 2003], o redes neuronales para detectar S1 [Oskiper y Watrous, 2002].

Una alternativa para el estudio de la dinámica cardíaca la brinda la ecocardiografía mediante ultrasonido [Nascimento y col., 2003; Makela y col., 2002]. Esta técnica de diagnóstico cardíaco brinda una información muy completa acerca del funcionamiento mecánico del corazón, pero requiere de un equipamiento sofisticado y costoso, no siempre disponible en un nivel primario de salud. En cambio, la adquisición del ECG y el PCG se puede llevar a cabo con un equipamiento relativamente sencillo y barato [Kara y col., 2006]. Múltiples son los electrocardiógrafos existentes en el mercado [Waltrous y col., 2002], y en menor

medida los estetoscopios electrónicos utilizados para escuchar los sonidos cardíacos (auscultar) y eventualmente registrar el PCG. Algunos estetoscopios electrónicos pueden registrar también un canal de ECG [Tilkian y Conover, 2001]. De ahí el interés en retomar estas señales y en particular el PCG un tanto relegado al olvido en la práctica médica [Tavel, 2006] —mas no por la ciencia— por el carácter subjetivo de la auscultación y por la existencia de la propia ecocardiografía, pero que con un procesamiento adecuado —y hoy en día posible y económicamente factible por la masificación, abaratamiento y alto poder de procesamiento de datos de las computadoras personales— podría proporcionar información valiosa sobre la cronometría de los intervalos cardíacos a un costo relativamente bajo.

El comportamiento latido a latido de los intervalos cardíacos se estudia mediante las series temporales que se construyen con los intervalos de tiempo definidos por puntos del ECG y/o PCG. Estas series revelan la variabilidad del intervalo en cuestión, y otras interacciones cuyo conocimiento puede ser útil al diagnóstico de cardiopatías. En particular, ha sido muy estudiada la variabilidad de la duración del ciclo cardiaco, es decir, la variabilidad del ritmo cardíaco (heart rate variability, HRV) o variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC). El análisis de la VFC es útil en el diagnóstico de cardiopatías, la prevención de la muerte cardíaca súbita e incluso en el diagnóstico de neuropatías, algo que no es extraño dado la conocida interacción del sistema autónomo del corazón con el sistema nervioso [Malik y col., 1996]. Tradicionalmente, la VFC se ha obtenido de la serie temporal RR (intervalos entre ondas R consecutivas) del ECG [Malik y col., 1996]. Dado que el trabajo del corazón es fundamentalmente mecánico, parece interesante poder analizar la VFC a partir de la serie S1S1 (intervalos entre puntos situados en la misma posición relativa en sonidos S1) del PCG, en lugar de la serie RR, aspecto que ha sido muy poco abordado en la literatura [Val-

dés-Pérez y col., 2003b]. Lo anterior exige algoritmos que estimen la posición temporal del sonido cardíaco S1 con exactitud, y que reduzcan el intervalo de ocurrencia de S1 a un instante de tiempo. Este aspecto es más difícil en el PCG debido a la dispersión temporal de los sonidos en comparación con la onda R.

La variabilidad de un intervalo cardíaco cualquiera se describe mediante indicadores estadísticos y espectrales calculados de la serie temporal correspondiente. Desafortunadamente las señales se ven afectadas a menudo por eventos ocasionales de origen diverso, denominados artefactos, que de alguna forma alteran el valor de algunos términos de las series temporales. La presencia de artefactos en las series produce la alteración de los indicadores, lo que a su vez puede conducir a un diagnóstico médico incorrecto. Los métodos para corregir artefactos son fundamentalmente manuales y tediosos. También se ha intentado calcular indicadores robustos en las series con artefactos [García-González y Pallàs-Areny, 2001], pero resultan distintos a los utilizados para describir las series que no tienen artefactos. Esto hace difícil la comparación entre indicadores obtenidos de series con y sin artefactos. Sería altamente deseable poder utilizar los mismos indicadores tanto si la serie tiene artefactos como si está libre de ellos.

De modo que el **problema científico** que da origen a esta tesis es la carencia de métodos exactos y robustos al ruido con los que determinar la duración y variabilidad temporal del ciclo cardíaco mediante el PCG, lo cual incluye: (a) la carencia de métodos exactos y robustos al ruido para determinar puntos característicos en el PCG, (b) la ausencia de métodos para reducir la posición del sonido S1 a un instante de tiempo con vistas a posibilitar el análisis de la VFC a partir del PCG, y (c) la carencia de métodos de corrección de artefac-

tos en las series temporales RR y S1S1 que permitan calcular los indicadores estándares de la VFC a partir de series con artefactos.

En correspondencia con el problema científico, el **objeto de estudio** se enmarca en el campo de la salud humana, específicamente en la medición y procesamiento de señales de origen fisiológico para el diagnóstico por métodos automatizados, y su **campo de acción** es la medición y procesamiento de dos señales: el ECG, que da cuenta de la actividad eléctrica del corazón, y el PCG, que da cuenta de su actividad mecánica, lo cual mejora la caracterización del funcionamiento del corazón en los seres vivos, y en particular en seres humanos, utilizando métodos no invasivos.

Dado el problema científico ya mencionado, la **hipótesis** que se sustenta en esta tesis es que si se detectan con exactitud y robustez al ruido los instantes de ocurrencia de los sonidos S1, es posible mejorar la evaluación de la cronometría del ciclo cardíaco mediante el PCG.

Los elementos anteriormente abordados permiten plantear el **objetivo general** de la investigación, que es:

- Desarrollar métodos y algoritmos para mejorar en exactitud y robustez al ruido, la medición de la duración y variabilidad del ciclo cardíaco en el fonocardiograma, con vistas a proporcionar una base adecuada al análisis de la VFC mediante el PCG.

Del objetivo general, se derivan los siguientes **objetivos específicos**:

- Proponer nuevos métodos y algoritmos que permitan determinar con exactitud y robustez al ruido la posición del sonido cardíaco S1.
- Evaluar la posibilidad de utilizar la señal de PCG en el análisis de la VFC.
- Proponer nuevos métodos para corregir los artefactos en las series temporales RR y

S1S1, derivadas del ECG y el PCG respectivamente, que permitan calcular satisfactoriamente los indicadores de la VFC en la serie contaminada con artefactos.

Para alcanzar los objetivos anteriormente planteados, se desarrollaron las siguientes **tareas de investigación**:

- Realizar una revisión bibliográfica acerca del estado del arte de los métodos existentes para segmentar el PCG, extraer parámetros de los sonidos cardíacos, analizar la VFC mediante el PCG, y corregir artefactos en las series temporales empleadas para el cálculo de indicadores de la VFC.
- Diseñar un sistema (hardware y software) para adquirir simultáneamente el ECG y el PCG con el auxilio de una computadora personal.
- Registrar las señales de ECG y PCG (simultáneamente) en sujetos supuestamente sanos, con el sistema de adquisición desarrollado.
- Desarrollar nuevos métodos para extraer parámetros (posición media, inicio, final) del sonido S1 a partir de la envolvente del PCG.
- Desarrollar nuevos métodos para corregir artefactos en las series temporales RR y S1S1, con vistas a calcular indicadores estándares de la VFC en series contaminadas con artefactos.
- Evaluar los algoritmos y métodos desarrollados primero con señales y series artificiales previamente sintetizadas y luego con señales reales adquiridas por el sistema desarrollado o procedentes de una base de datos reconocida y series temporales obtenidas a partir de esas señales reales.
- Evaluar los resultados obtenidos al utilizar el PCG para el análisis de la VFC.

- Establecer las conclusiones finales de la investigación.

Para el desarrollo del trabajo fueron utilizados diferentes programas de computación que facilitaron la adquisición de las señales, su procesamiento y la obtención de resultados. Ellos fueron: el programa LabWindows CVI (versiones 5 y 6) para la creación de interfaces gráficas para la adquisición y procesamiento de datos y corrección de artefactos en un ambiente amistoso para el usuario, el programa Matlab (versiones 5 y 7) para todo el procesamiento de las señales y la obtención de resultados, el programa OrcadPspice (versión 9.2) para el diseño y simulación de los circuitos de adquisición de las señales de ECG y PCG, el programa FilterLab para el diseño de los circuitos de los filtros analógicos. Del paquete Microsoft Office 2003 se utilizaron los programas Excel para la tabulación y procesamiento final de datos, Visio para la elaboración de las figuras del informe, y Word para la escritura del informe final.

La **novedad científica** de la investigación radica en:

- Nuevos métodos en el dominio del tiempo para ubicar con exactitud y robustez al ruido la posición del primer sonido cardíaco S1 y extraer sus parámetros temporales. Estos métodos son: el método de la triangulación, con el que se determinan los instantes de inicio y final de S1; el método de promediado de puntos, que determina la posición media de S1; y el método de la plantilla gaussiana, que calcula la posición media de S1 y su duración.
- Nuevos métodos para corregir artefactos en las series temporales RR y S1S1 que permiten utilizar los indicadores estándares de la VFC para caracterizar la serie con artefactos. Estos métodos son: el método de la corrección semiautomática, el método de la corrección gaussiana, y el método de la corrección por triangulación.

- El uso de la señal de PCG para el análisis de la VFC.

Adicionalmente, los **aportes prácticos** de la investigación son:

- Un sistema (hardware + software) para la adquisición simultánea del ECG y el PCG, de forma no invasiva y con bajo costo.
- Una base de señales de ECG y PCG registradas en sujetos voluntarios supuestamente sanos.
- Un software para anotar señales manualmente.
- Un software para detectar puntos R en el ECG y sonidos S1 en el PCG, calcular series temporales, corregir artefactos y calcular indicadores de la VFC.
- El uso del filtro de Bessel en los circuitos analógicos de adquisición del ECG y PCG, para asegurar la linealidad de la respuesta de fase de los circuitos.

Este trabajo ofrece una alternativa de bajo costo para extraer información valiosa sobre la duración y variabilidad del ciclo cardíaco a partir del PCG, frente a otras variantes que utilizan equipos de imágenes costosos.

Los resultados de esta tesis pueden ser utilizados por los fabricantes de equipos médicos de monitoreo o terapia cardíaca.

La utilidad e impacto de la presente investigación es fundamentalmente social pues los resultados de ser aplicados contribuyen a mejorar el diagnóstico de cardiopatías y neuropatías. Existe también una aportación económica en el sentido de que puede extenderse el diagnóstico cardíaco sobre la base de estas señales a bajo costo.

Esta investigación ha podido llevarse a cabo gracias a la colaboración interdisciplinaria de diferentes centros e instituciones, entre los que se encuentran: el Centro de Estudios de

Neurociencias y Procesamiento de Imágenes y Señales de la Facultad de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Oriente, los hospitales Saturnino Lora y Juan Bruno Zayas de Santiago de Cuba a través de sus servicios de Cardiología, y el Grupo de Instrumentación, Sensores e Interfaces del Departamento de Ingeniería electrónica de la Universidad Politécnica de Cataluña.

El trabajo se ha estructurado en introducción, tres capítulos, conclusiones, recomendaciones, referencias bibliográficas y anexos.

En la Introducción se plantean el problema científico que ha motivado la realización de este trabajo, la hipótesis, los objetivos de la tesis y la novedad científica de la misma.

En el capítulo 1 se esclarece el problema científico que da lugar a esta investigación. Para ello se realiza un análisis bibliográfico sobre los métodos desarrollados para segmentar el PCG y extraer parámetros del primer sonido cardíaco. Respecto al tema de la VFC, se recogen las soluciones dadas hasta la fecha al problema del cálculo de indicadores de la VFC cuando las series temporales están contaminadas con artefactos.

En el capítulo 2 se presentan las herramientas y métodos desarrollados por el autor para realizar la investigación, los cuales incluyen el sistema para la adquisición simultánea del ECG y el PCG, los métodos para determinar puntos característicos en el PCG y los métodos para corregir artefactos en las series temporales derivadas ECG o PCG.

En el capítulo 3 se muestran los resultados de la investigación. Para ello se evalúan los métodos propuestos en el capítulo 2 utilizando señales artificiales y reales. También se muestran y discuten los resultados obtenidos al calcular indicadores de la VFC a partir de la serie S1S1 del PCG, comparando con los indicadores obtenidos a partir del ECG.

En las Conclusiones y Recomendaciones se exponen las conclusiones de la investigación realizada, y los aspectos no resueltos en los que el autor recomienda seguir investigando.

Las Referencias Bibliográficas contienen un total de 82 citas bibliográficas, de ellas 17 son del autor.

El informe contiene 1 tabla y 32 figuras. Se han incorporado además un anexo con 29 tablas con los resultados de los experimentos realizados.

1. ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se justifica el problema fundamental que da lugar a esta investigación: la ausencia de métodos que determinen con exactitud y robustez al ruido la duración (y variabilidad) del ciclo cardíaco usando el PCG. Se hace un análisis de los métodos existentes para segmentar el PCG, identificar los sonidos cardíacos y extraer sus parámetros temporales. También se presentan los métodos que se han desarrollado para corregir artefactos en las series temporales del ECG, dado que los artefactos pueden dar a resultados erróneos en el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) si contaminan la serie temporal correspondiente.

1.1 Detección de puntos característicos en el PCG

El segmentado es el proceso mediante el cual el PCG se divide en ciclos cardíacos, y éstos, a su vez, en eventos significativos desde el punto de vista de su interpretación diagnóstica. Se puede hablar por tanto de un segmentado en dos niveles. En el primer nivel se divide el PCG en ciclos cardíacos independientes, comenzando cada uno de ellos en el sonido S1 y finalizando justo antes del siguiente S1. En el segundo nivel se identifican los eventos que tienen lugar dentro de cada ciclo cardíaco. Como los sonidos S1 y S2 marcan el comienzo de la sístole y diástole mecánica respectivamente, es usual considerar 4 partes en el ciclo cardíaco: el sonido S1, el intervalo sistólico, el sonido S2 y el intervalo diastólico. La figura 1.1 muestra estas cuatro partes en el segmentado del PCG correspondiente a un ciclo car-

díaco, indicándose también los puntos de interés a determinar, que son los instantes de inicio y terminación de cada sonido.

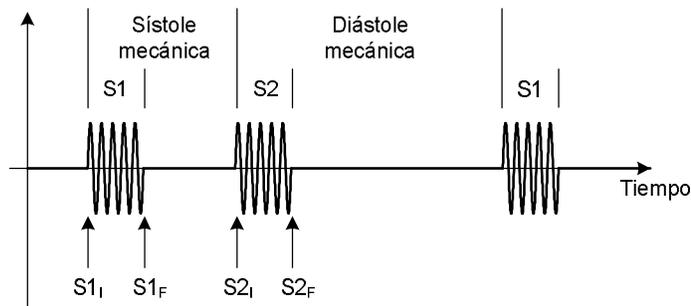


Figura 1.1 Principales eventos de un ciclo cardíaco en el PCG: los sonidos S1 y S2 con sus instantes de inicio y final, y los intervalos sistólico y diastólico.

En el PCG correspondiente a un ciclo cardíaco, además de los sonidos S1 y S2, pueden ocurrir otros eventos de interés: los soplos sistólicos o diastólicos, según ocurran durante el intervalo sistólico o diastólico, y los sonidos S3 y S4, que pueden observarse durante el intervalo diastólico. La presencia de estos eventos puede tener o no carácter patológico [Tilkian y Conover, 2001].

1.1.1 Identificación de los sonidos cardíacos.

La identificación de los sonidos cardíacos en el PCG se facilita si se aprovecha la relación que existe entre los eventos acústicos del PCG y los de otras señales tales como el ECG, el pulso carotídeo o la onda de pulso (PW). Muchas veces se prefiere el ECG como señal auxiliar, dado que el complejo QRS es claramente identificable y puede servir de marcador o referencia para identificar el primer sonido cardíaco S1, como muestra la figura 1.2. Una vez identificado S1, la identificación del sonido S2 es inmediata. La coincidencia del final de la onda T en el ECG con el sonido S2, es un elemento adicional que puede usarse para identificar correctamente a este sonido. El uso del ECG como señal auxiliar simplifica la

identificación de los sonidos cardíacos, aunque introduce la necesidad de adquirir y procesar el ECG, lo cual puede no ser factible en ocasiones.

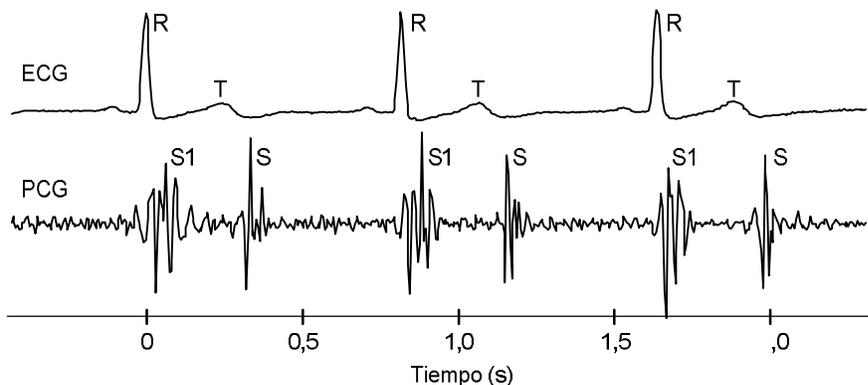


Figura 1.2 Señales de ECG y PCG registradas simultáneamente en un sujeto supuestamente sano. Para segmentar el PCG se puede utilizar la señal del ECG como referencia.

Si no se utiliza ninguna señal auxiliar y sólo se cuenta con el PCG, la identificación del sonido S1 y con ello, el comienzo del ciclo cardíaco, se realiza básicamente sobre la base de que la duración del intervalo sistólico (intervalo S1-S2) es significativamente menor que el diastólico (intervalo S2-S1). Numerosos algoritmos que aprovechan esta característica para identificar S1 y S2, se reportan en la bibliografía. [Choi y Jiang, 2008]

1.1.2 Extracción de parámetros de los sonidos cardíacos.

Una vez identificados los sonidos S1 y S2, conviene determinar algunos de sus parámetros, entre ellos los instantes de comienzo y terminación de cada sonido, y con ello su duración, y el instante de máxima intensidad. También puede resultar de interés separar los componentes valvulares de los sonidos S1 y S2. Los métodos que se han desarrollado para obtener esta información pueden ser clasificados en dos grandes grupos: los que operan en el dominio del tiempo, y los que lo hacen en el dominio de la frecuencia [Rangayyan y Lehner, 1988; Durand y Pibarot, 1995; Debbal y Bereksi-Reguig, 2008].

Los métodos que operan en el dominio del tiempo, comienzan por calcular una señal representativa de la envolvente del PCG, y sobre esta señal, localizan los sonidos. La envolvente del ECG puede obtenerse a partir de la transformada Hilbert del PCG [Jiménez y col., 1999; Tan y Moghavvemi, 2000; Jiménez y col., 2001], aunque es muy frecuente encontrar en la bibliografía el uso de una señal de energía como indicadora de la envolvente del PCG, en particular la energía de Shannon:

$$E(t) = -x^2(t) \times \log x^2(t) \quad (1.1)$$

donde $x(t)$ es la señal de PCG normalizada entre -1 y +1. La envolvente del PCG ($Env(t)$) se obtiene al promediar la energía instantánea, obtenida mediante (1.1), en una ventana rectangular de T segundos de duración, que se desplaza a lo largo de la señal de PCG:

$$Env(t) = \frac{1}{T} \int_T E(t) dt \quad (1.2)$$

En [Liang, Lukkarinen y Hartimo, 1997a; Gill, Gavrieli e Intrator, 2005; Choi y Jiang, 2008] se ha utilizado la energía de Shannon para obtener la envolvente del PCG y detectar con éxito los sonidos cardíacos, con una ventana de promediado de duración $T = 20$ ms. La figura 1.3 muestra la envolvente del PCG calculada a partir de la energía promedio de Shannon.

En los trabajos reportados y que operan en el dominio del tiempo, la posición de los sonidos es tomada como la posición del punto de máxima envolvente. Los instantes de inicio y fin de los sonidos se establecen mediante alguna técnica de umbral fijo o deslizante respecto al máximo de la envolvente. Estos criterios utilizados para obtener la posición de los sonidos y sus puntos de inicio y final constituyen el principal inconveniente de todos estos métodos reportados, pues los resultados son insuficientemente exactos y poco robustos al

ruido de fondo y otras perturbaciones que pueden contaminar la señal de PCG durante su registro. El carácter irregular de la envolvente del PCG y además cambiante de sonido a sonido, hace que las posiciones de los sonidos y sus puntos de inicio y final, tomadas sobre la base de los criterios antes expresados, se vean afectadas por una variabilidad adicional no inherente a la propia naturaleza de los sonidos cardíacos. No se han encontrado estudios sobre la exactitud y la robustez al ruido de estos métodos, de ahí la necesidad de abordar este problema y desarrollar métodos que mejoren la determinación de los parámetros antes mencionados en cuanto a exactitud y robustez al ruido.

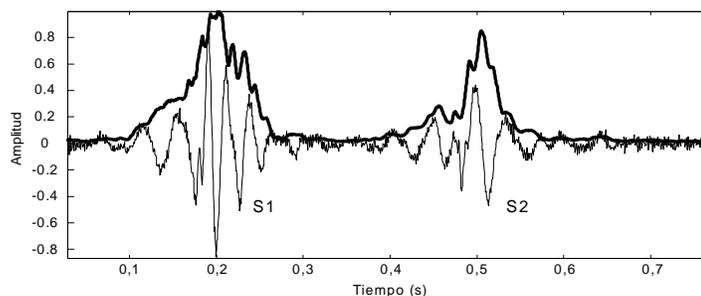


Figura 1.3 Señal de PCG y su envolvente calculada a partir de la energía de Shannon, utilizando una ventana de promediado de 20 ms.

En el dominio de la frecuencia, los métodos desarrollados para determinar la posición de puntos característicos de los sonidos cardíacos, evalúan la representación tiempo - frecuencia del PCG obtenida a partir de su transformada de Fourier [El-Segaier y col., 2005], o su representación tiempo - escala, que se obtiene con la transformada wavelet del PCG [Rajan y col., 2006; Kumar y col., 2006]. Para determinar los instantes de inicio y final de los sonidos se usa un umbral en la representación espectral del PCG, con resultados no muy diferentes a los obtenidos con los métodos temporales basados en la envolvente del PCG, en cuanto a robustez al ruido y exactitud.

En general, el problema fundamental que presentan los métodos reportados para segmentar

el PCG es su insuficiente exactitud al determinar la posición de los sonidos cardíacos y su poca robustez frente al ruido. En este trabajo se corrobora esta insuficiencia y se proponen tres métodos para mejorar esta situación, y que permiten establecer con robustez y exactitud esos parámetros temporales, garantizando la calidad de las series temporales que se derivan de la señal de PCG.

1.2 Las series temporales, los artefactos y su corrección

Las series temporales se construyen con los intervalos de tiempo entre puntos característicos de una o más señales. Su análisis permite determinar la cronometría del intervalo correspondiente, latido a latido. En el ECG, es típica la serie RR, construida con los intervalos de tiempo entre ondas R consecutivas, y que es la base para el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC o HRV: Heart Rate Variability, en inglés). Matemáticamente cada elemento de la serie se puede expresar de la siguiente forma:

$$RR(i) = R(i+1) - R(i) \quad (1.3)$$

donde $R(i+1)$ y $R(i)$ son los instantes de tiempo en que ocurren las ondas R de los latidos $i+1$ e i , respectivamente. La serie RR refleja la modulación del sistema nervioso autónomo, entre otros, sobre el sistema cardiovascular [Malik y col., 1996]. Su análisis puede ser muy útil en el diagnóstico y pronóstico de neuropatías y patologías cardiovasculares. Además puede ser un elemento importante para predecir la muerte cardíaca súbita. En el PCG se define la serie S1S1, homóloga de la serie RR, con los intervalos de tiempo entre sonidos S1 consecutivos:

$$S1S1(i) = S1(i+1) - S1(i) \quad (1.4)$$

donde $S1(i+1)$ y $S1(i)$ son instantes de tiempo característicos (inicio, máximo, final, medio, etc.) en que ocurre el sonido $S1$ en los latidos $i+1$ e i , respectivamente. La figura 1.4 muestra las series $S1S1$ y RR procedentes de segmentos sincronizados de PCG y ECG. La serie $S1S1$ se ha conformado con los puntos de máxima energía en cada sonido $S1S1$. Puede observarse la gran semejanza entre estas series, lo cual se puede corroborar matemáticamente (mediante el cálculo del coeficiente de correlación, el PRD, etc.).

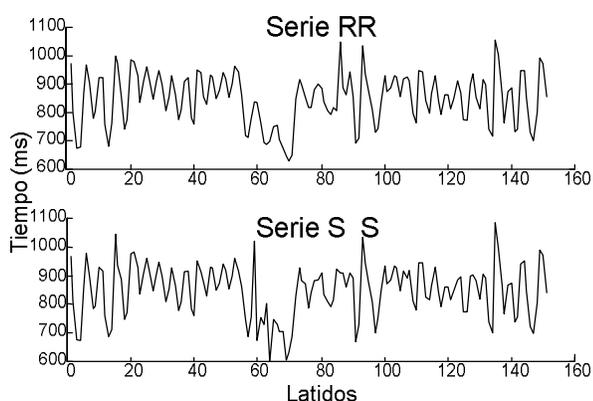


Figura 1.4 Series RR y $S1S1$ procedentes de señales de ECG y PCG registradas simultáneamente.

En una serie temporal se distinguen dos tipos básicos de artefactos: los falsos positivos (FP) y los falsos negativos (FN), como muestra la figura 1.5. Un FP es un término de la serie que corresponde a un intervalo de tiempo que ha sido calculado con uno o dos puntos falsos de la señal original. Por ejemplo, en una serie RR , hay un FP cuando el detector de ondas R detecta como R un punto del ECG que no lo es, entonces el intervalo RR resulta anormalmente corto. Por otra parte, un FN es un término de la serie que corresponde a un intervalo de tiempo en cuyo cálculo se han omitido uno o más puntos de la de la señal original. Por ejemplo, en la serie RR , hay un FN cuando el detector de ondas R no detecta una o más ondas R en el ECG, entonces el intervalo RR resulta anormalmente largo. La presencia de artefactos produce valores extremos en la serie temporal, de modo que los valores que se

encuentran en las colas del histograma de la serie corresponden a los artefactos.

Tanto en el ECG como en el PCG, los artefactos tienen causas fisiológicas y técnicas. Entre las primeras están los latidos ectópicos y los cambios de morfología en las ondas del ECG, y los soplos en el PCG. Las causas técnicas son los movimientos del sujeto, las interferencias y el ruido en los amplificadores. Los artefactos de movimiento surgen de las perturbaciones mecánicas del conjunto piel – sensor (electrodos en el ECG o micrófono en el PCG), debidas al movimiento del paciente [García-González y Pallàs-Areny, 2001]. Muchos algoritmos de detección del QRS y del sonido S1 fallan cuando hay artefactos de movimiento e introducen artefactos en las series temporales.

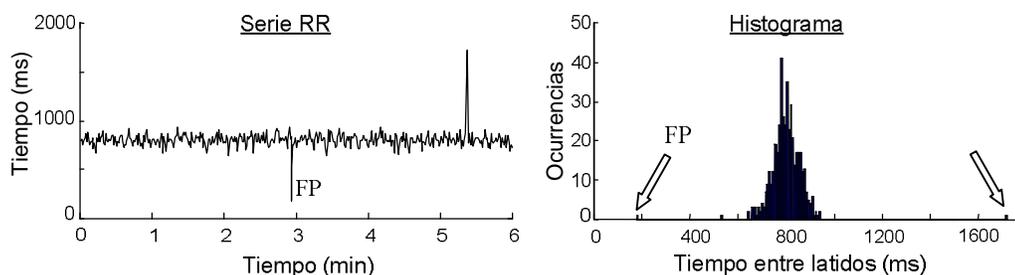


Figura 1.5 Serie RR con artefactos y su histograma. Observe en el histograma las colas que indican la presencia de los artefactos.

Las series temporales se describen mediante indicadores estadísticos (SDNN, pNN50, etc.) y espectrales (LFHF, etc.). Los artefactos alteran el valor de estos indicadores, en particular aquellos que miden o son dependientes de la dispersión de la serie temporal. En particular, el valor de la desviación estándar de la serie aumenta notablemente con la presencia de artefactos. Los artefactos influyen negativamente en la interpretación de los indicadores estadísticos y espectrales utilizados para describir la serie temporal, y pueden incluso conducir a un diagnóstico completamente erróneo. Por ejemplo, en un sujeto que ha sufrido un infarto agudo del miocardio, la desviación estándar de la serie RR (indicador SDNN) es muy

pequeña; sin embargo, si la serie tiene artefactos, este parámetro aumenta notablemente debido a los artefactos y puede tomar valores elevados, dando a entender erróneamente que se trata de un sujeto sano.

Poco se ha trabajado en el terreno de solucionar la afectación que producen los artefactos sobre los indicadores de la VFC. Entre los indicadores de variabilidad estándares propuestos en [Malik y col., 1996] sólo dos son robustos a artefactos: el NN50 y el PNN50 los cuales comparan la variabilidad del RR con 50 ms. A partir de este concepto surgieron otros indicadores como el PNN20, el PNN100, etc., que sólo cambiaban el umbral de variabilidad. El problema de estos indicadores, es que saturan a 0 % y 100 % si el valor de variabilidad está por encima del umbral seleccionado, por ejemplo, para el PNN50 ($PNN50 = 0\%$ para una variabilidad RR de 49 ms o $PNN50 = 100\%$ si la variabilidad de RR es de 51 ms). Otra solución al problema es obtener indicadores que sean robustos frente a los artefactos, es decir, que integren el proceso corrección – diagnóstico en una sola etapa de procesado. En [García-González y Pallàs-Areny, 2001] se propone el cálculo de indicadores de la VFC robustos a artefactos eliminando simétricamente las colas inferior y superior del histograma de la serie RR y luego calculando los indicadores temporales SDNN y SDSD . El problema es entonces que estos indicadores así calculados no tienen en cuenta las posibles asimetrías del histograma. Si el número de FP y FN no son iguales, el histograma resultante es asimétrico. Si se eliminan las colas del histograma simétricamente, se puede estar eliminando información útil. Además, hay otros inconvenientes como que se están introduciendo nuevos indicadores que no aportan esencialmente información nueva, y que los valores de estos indicadores no coinciden con los valores de los indicadores estándares cuando son aplicados a series sin artefactos.

Para evitar la pérdida de información al eliminar a ciegas las colas del histograma simétricamente, en este trabajo se proponen tres métodos que evalúan primero la morfología del histograma, identificando la zona donde está la información útil, para entonces proceder a eliminar aquellas porciones que previsiblemente se deban a los artefactos en la serie (las colas del histograma). Así se obtiene una nueva serie temporal que difiere de la original en algunos términos, pero que a los efectos del cálculo de los indicadores temporales, mantiene un comportamiento esencialmente semejante.

1.3 Conclusiones del capítulo

Los métodos que operan en el dominio del tiempo reportados para segmentar el PCG y obtener la posición de los sonidos cardíacos y sus instantes de inicio y final tienen el inconveniente de su insuficiente exactitud y poca robustez al ruido. A pesar de esto, son los más usados. Los métodos que con igual propósito operan en el dominio de la frecuencia presentan similares dificultades.

Los escasos indicadores de la VFC que son robustos a artefactos pertenecen al dominio temporal, no existiendo ninguno en el dominio de la frecuencia. Además, no aportan información esencialmente nueva respecto a los indicadores estándares, sus valores no coinciden con estos últimos cuando se aplican a series sin artefactos, lo cual dificulta cualquier comparación entre series, o saturan al 0 % y 100 %. La eliminación simétrica de las colas del histograma, descarta la influencia de las posibles asimetrías del histograma, por lo que se puede estar eliminando información útil al calcularlos. Estos aspectos verifican la carencia de indicadores que sean robustos al ruido y comparables con los indicadores estándares empleados en el análisis de series temporales.

2. HERRAMIENTAS Y MÉTODOS DESARROLLADOS PARA REALIZAR LA INVESTIGACIÓN.

En este capítulo se presentan las herramientas y métodos desarrollados por el autor para realizar la investigación, los cuales incluyen el sistema para la adquisición simultánea del ECG y el PCG, y métodos para determinar puntos característicos en el PCG y corregir artefactos en las series temporales derivadas ECG o PCG.

2.1 Sistema desarrollado para adquirir el ECG y el PCG

Para realizar la investigación y dado que no se cuenta con una base de datos con las señales de ECG y PCG adquiridas simultáneamente, fue necesario diseñar y construir un sistema para adquirir y registrar de estas dos señales, con vistas a crear una base de señales para la investigación. El sistema consta de un circuito para adquirir una derivación del ECG superficial, un circuito para adquirir una canal de PCG, ambos con aislamiento galvánico doble (en la señal y en la fuente de alimentación), y una tarjeta profesional de adquisición de datos (LabPC-1200 de National Instruments) para la conversión analógica digital y entrada de las señales a una computadora personal. Como software, se desarrolló un programa sobre la plataforma LabWindows CVI para visualizar las señales y controlar toda la operación del sistema. La figura 2.1 muestra un diagrama en bloques del sistema.

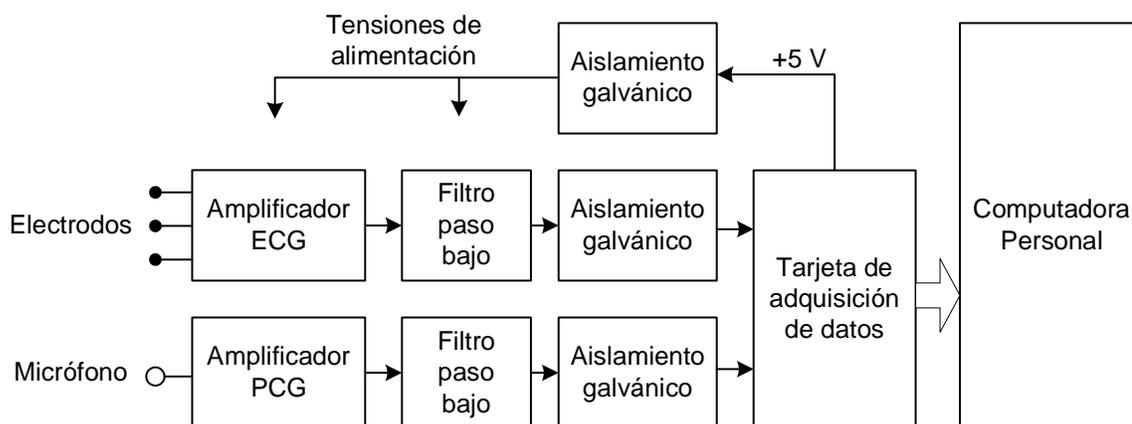


Figura 2.1 Diagrama en bloques del sistema para adquirir el ECG y el PCG simultáneamente.

2.1.1 Adquisición del ECG

El ECG se adquiere con un circuito que consta básicamente de un amplificador diferencial que puede tener diferentes configuraciones de entrada [Pallàs-Areny y Webster, 1993; Spinelli y col., 2003] y un filtro pasabajos. La etapa frontal se muestra en la figura 2.2. Está formado por un amplificador de instrumentación (AI) con una red de acoplamiento a AC como etapa de entrada y una realimentación en la referencia formada por el amplificador operacional (AO) configurado como integrador de la señal de salida del AI [Valdés-Villarrubia y Llanes-Tamayo, 2003].

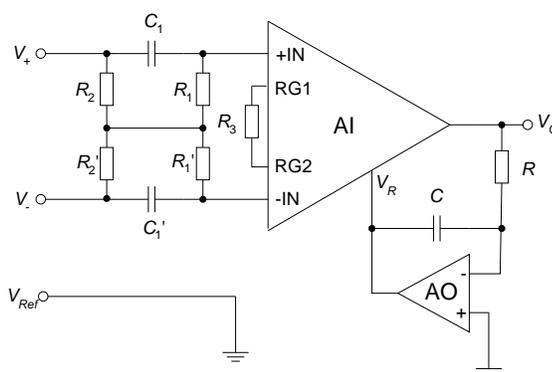


Figura 2.2 Amplificador de ECG.

Para mediciones de biopotenciales, una etapa de entrada con alta ganancia necesita acoplamiento a AC a la entrada. La más simple y difundida técnica de acoplamiento a AC lo constituye un filtro pasivo pasa alto situado delante del amplificador. En este caso, la etapa de entrada del sistema incluye una red de acoplamiento balanceada. Este circuito provee acoplamiento a AC para señales diferenciales y un camino de DC a las corrientes de polarización que son drenadas a tierra a través del tercer electrodo (referencia). Debido a que la red de entrada no está aterrada, si un voltaje de entrada a modo común es aplicado, no existirá una corriente a través del circuito (no existe ningún camino para la corriente a modo común), así que todos los nodos del circuito tienen el mismo potencial. Esta ausencia de diferencia de voltaje debido a las entradas a modo común implica idealmente una razón de rechazo del modo común (CMRR, common mode rejection ratio) infinita, a pesar de la tolerancia de los componentes. En la práctica, sin embargo, debido a algunas impedancias aterradas no incluidas en el modelo, como las capacidades de entrada, y debido a desbalances en las impedancias de los electrodos, la CMRR, aunque alta, es finita.

Si $\tau = R_1 C_1 = R_1' C_2'$, la función de transferencia $G(s)$ del circuito de entrada es:

$$G(s) = \frac{\tau s}{1 + \tau s} \quad (2.1)$$

La expresión (2.1) corresponde a un filtro pasa alto de primer orden cuya frecuencia de corte es $f_{c1} = 1/(2\pi\tau)$.

Si las constantes de tiempo no están ajustadas el circuito exhibe dos polos y dos ceros. No obstante, usando componentes pasivos con una tolerancia razonable resulta en una función de transferencia cercana a 1. De cualquier manera, ese desajuste no degrada la CMRR.

Debido a que la función de transferencia (2.1) no depende de $R_2 = R_2'$, un criterio de diseño consiste en seleccionar R_2 tan alta como sea posible. Alternativamente, seleccionando $R_1 = R_2$ se simplifica el diseño. En [Spinelli y col., 2003] se recomienda una impedancia mayor que $2.44 \text{ M}\Omega$ a 10 Hz . Los valores seleccionados de los componentes de la red de acoplamiento fueron: $R_1 = 4,7 \text{ M}\Omega$, $R_2 = 3,9 \text{ M}\Omega$ y $C_1 = 1 \text{ }\mu\text{F}$, lo que se corresponde con una constante de tiempo $\tau = 4,7 \text{ s}$ y una frecuencia de corte $f_c = 0,04 \text{ Hz}$.

Se empleó el AI integrado AD627 cuya ganancia se determina mediante la resistencia R_3 , según la expresión siguiente, dada por el fabricante:

$$G_{AI} = 5 + \frac{200 \text{ k}\Omega}{R_3} \quad (2.2)$$

Se tomó el valor $R_3 = 200 \text{ }\Omega$ con lo que se obtiene una ganancia $G_{AI} = 1000$ (60 dB).

La red de entrada del AI de la figura 2.2 elimina el voltaje de DC en la entrada, pero los voltajes de offset del AI son amplificados tanto como la señal de entrada, lo cual puede reducir significativamente el rango dinámico del circuito. Para eliminar este factor indeseable, se utiliza un integrador en un lazo realimentado en el AI. El circuito formado por el AO y la red RC , integra la tensión de salida y la realimenta con signo contrario al AI. Este integrador tiene una frecuencia de corte $f_{cI} = 1/(2\pi\tau_I)$, donde $\tau_I = RC$. Esto significa que todos los voltajes por debajo de la frecuencia de corte son integrados, lo que equivale a extraer la componente de directa del voltaje de salida así como las frecuencias muy bajas. Se seleccionó la frecuencia de corte inferior, $f_{cI} = 1 \text{ Hz}$, que corresponde a los componentes $R = 1 \text{ M}\Omega$ y $C = 147 \text{ nF}$.

Teniendo en cuenta (2.1), la tensión de salida V_O queda determinada por la expresión:

$$V_O = G_{AI}G(s)(V_+ - V_-) + V_R \quad (2.3)$$

Donde V_R se puede obtener fácilmente como:

$$V_R = -\frac{V_O}{RCs} \quad (2.4)$$

Sustituyendo (2.4) en (2.3) se obtiene la expresión de la tensión de salida:

$$V_O = G_{AI} \frac{\tau \cdot \tau_I \cdot s^2}{(1 + \tau s)(1 + \tau_I s)} (V_+ - V_-) \quad (2.5)$$

La figura 2.3 muestra la simulación en Matlab de las expresiones (2.3) y (2.4). Se puede apreciar el efecto del circuito integrador sobre el comportamiento del esquema en bajas frecuencias.

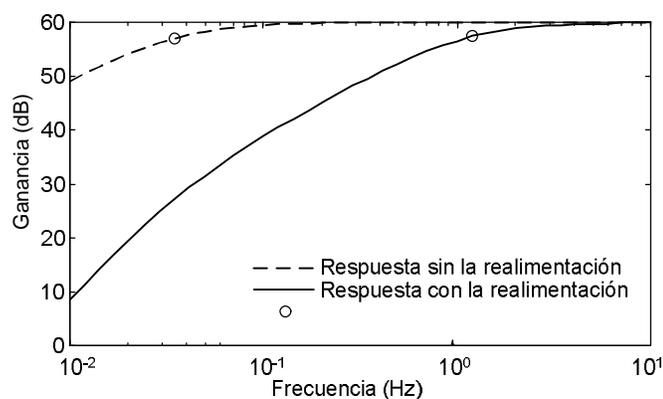


Figura 2.3 Influencia de la realimentación sobre el comportamiento del amplificador de ECG de la figura 2.2 en baja frecuencia.

2.1.2 Adquisición del PCG

La adquisición de los sonidos cardíacos requiere de un sensor apropiado. Se reporta el uso de un micrófono *electret* con ese objetivo [Couzic y col., 1998; Lukkarinen y col., 1996]. La señal del micrófono es amplificada y filtrada convenientemente en el equipo que se conoce comúnmente como estetoscopio electrónico. El circuito de amplificación de la señal del PCG se muestra en la figura 2.4. Está formado por un micrófono para captar los sonidos

cardíacos, una red de acoplamiento pasa altos y un amplificador de dos etapas formado por los amplificadores operacionales AO1 y AO2.

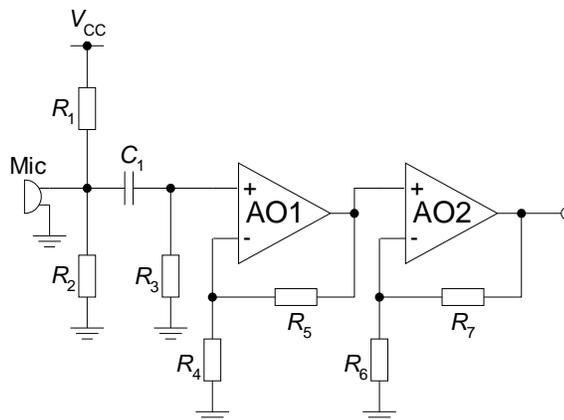


Figura 2.4 Amplificador del PCG.

Para captar los pequeños niveles de los sonidos del corazón, se necesita un micrófono sensible que responda satisfactoriamente en el rango de frecuencias de trabajo (entre 30 Hz y 400 Hz) . Se seleccionó un micrófono *electret* similar al utilizado en [Lukkarinen y col., 1996; Myint y Dillard, 2001; Waltrous y col., 2002]. Este micrófono, además de ser sensible, es muy pequeño y de muy bajo costo. El micrófono se acopló mecánicamente al cabezal de un estetoscopio, con lo cual se obtuvieron muy buenos resultados en la adquisición de las señales tomadas directamente en el tórax de la persona bajo estudio [Myint y Dillard, 2001]. Por recomendación del fabricante, se debe garantizar una tensión de polarización del micrófono de 1 V a 1,5 V; esto se consigue con las resistencias $R_1 = 3,9 \text{ k}\Omega$ y $R_2 = 3,3 \text{ k}\Omega$ ($V_{CC} = 5 \text{ V}$).

El condensador $C_1 = 15 \text{ nF}$ y la resistencia $R_3 = 330 \text{ k}\Omega$ forman un filtro pasa-altos de primer orden con una frecuencia de corte aproximada de 30 Hz, que elimina las frecuencias muy bajas que pueden tener lugar debido a cambios de la presión de contacto entre el mi-

crófono y el tórax, ondas de presión por movimientos del corazón u otras ondas ajenas a los sonidos del corazón.

El amplificador de la señal de PCG está compuesto por los amplificadores operacionales AO1 y AO2, en una configuración no inversora en cascada. La ganancia total del circuito está entre 6 y 36 (15 dB y 30 dB, aproximadamente).

2.1.3 Filtrado de las señales

Las señales de salida de los circuitos de adquisición del ECG y PCG de las figuras 2.2 y 2.3 son filtradas paso bajo para eliminar ruido y evitar las frecuencias alias con el posterior muestreo y conversión analógica – digital. Un requisito que se impone al filtrado paso bajo es no alterar las relaciones temporales entre partes de una misma señal y entre las señales. Para conseguir esto, es necesario que los filtros utilizados introduzcan igual demora a todas las frecuencias de la banda de paso de cada filtro, es decir, que tengan una respuesta de fase lineal. De los filtros activos que se conocen, los filtros de Bessel son los que tienen la respuesta de fase más lineal con la frecuencia. Atendiendo a esta razón, fueron escogidos para filtrar las señales de ECG y PCG. La figura 2.5 muestra la topología utilizada para los filtros de Bessel, orden 4. La tabla 2.1 muestra los valores de los componentes utilizados en el circuito de la figura 2.5.

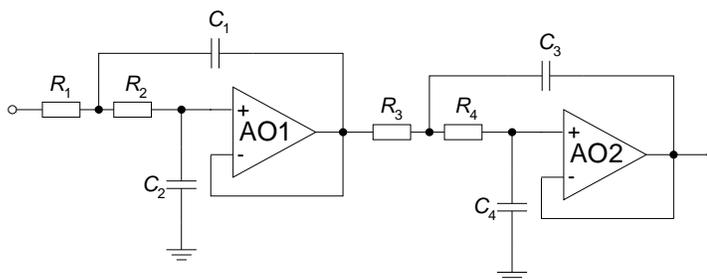


Figura 2.5 Topología de los filtros pasabajos de Bessel utilizados para filtrar las señales de ECG y PCG.

Tabla 2.1 Valores de los componentes de los filtros de Bessel.

Componente	ECG	PCG
	($f_{-3dB} = 30$ Hz)	($f_{-3dB} = 400$ Hz)
R1	5,56 k Ω	2,37 k Ω
R2	16,0 k Ω	22,1 k Ω
C1	0,47 μ F	68,0 nF
C2	0.33 μ F	22,0 nF
R3	3,87 k Ω	2,26 k Ω
R4	8,60 k Ω	18,2 k Ω
C3	1,0 μ F	100 nF
C4	0,33 μ F	15,0 nF

Se midió la respuesta de amplitud y fase de los circuitos, incluidos los filtros de Bessel. Las mediciones fueron realizadas con un analizador de espectros Hewlett Packard modelo 3582A. Se determinó el tiempo de demora que introduce el filtro de Bessel. Este filtro introduce una demora de 11,6 ms en el ECG, en tanto el filtro del PCG produce una demora 0,85 ms. Estos valores deben ser tenidos en cuenta al hacer cualquier análisis de las relaciones temporales entre las señales de ECG y PCG [Valdés-Pérez y col., 2006].

2.1.4 Software para la adquisición y registro de bioseñales

La figura 2.6 muestra la interfaz de usuario presentada por el software desarrollado para adquirir, visualizar y almacenar hasta tres bioseñales. Fue realizado sobre la plataforma LabWindows CVI. Ofrece las siguientes facilidades:

- Selección de la frecuencia de muestreo.
- Visualización selectiva de cualquiera de las señales (o todas a la vez), cada señal con un color diferente. En el eje de las amplitudes, la escala puede ser automática o manual, así

como la polaridad de la señal, que puede verse invertida o no. En el eje de tiempo, se pueden seleccionar escalas entre 1 y 5 s. Es posible congelar la imagen y mediante dos cursores, medir diferencias de tiempo y amplitud.

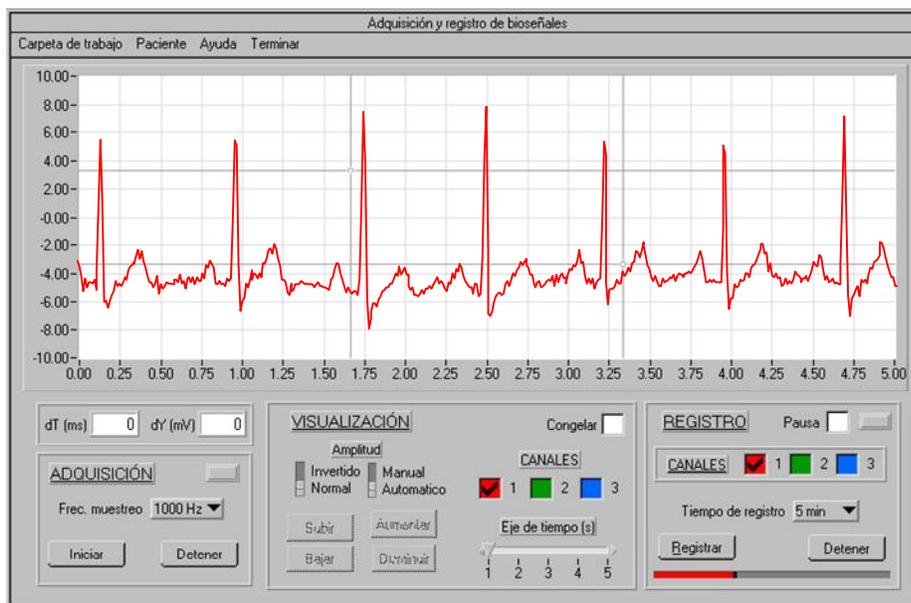


Figura 2.6 Panel principal del software de adquisición y registro de bioseñales.

-Almacenamiento (registro) de cualquiera o de todas las señales que están siendo adquiridas en un archivo. Cada muestra de señal se almacena como un entero corto en 2 bytes (short int). Si se registra más de un canal, se alternan las muestras de los canales almacenados. Se puede seleccionar previamente el tiempo de registro y mediante un indicador gráfico de barra se señala el progreso de la operación de registro.

-Como parte de la organización del trabajo, se puede crear una carpeta para los archivos generados.

-Se puede crear y/o editar un archivo de texto con información de interés del paciente o sujeto en estudio.

2.2 Métodos para extraer parámetros del sonido S1 en el PCG

En este apartado se presentan los métodos desarrollados por el autor para extraer parámetros del sonido S1 en la señal de PCG. Los parámetros extraídos son: los instantes de inicio y final de S1, su duración, y la posición media de S1 en el tiempo. Particular interés tiene este último parámetro, para construir la serie temporal S1S1 como alternativa de la serie RR, con vistas a un posterior análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca mediante el PCG. Los métodos desarrollados para extraer parámetros de S1 son tres: el método de la triangulación, con el que se determinan los instantes de inicio y final de S1; el método de promediado de puntos, que determina la posición media de S1; y el método de la plantilla gaussiana, que calcula la posición media de S1 y su duración.

2.2.1 Método de la triangulación de áreas

Este método ha sido desarrollado para determinar el inicio y final de los sonidos cardíacos. Se basa en el cálculo del área de un triángulo formado por tres puntos tomados sobre la envolvente del PCG. Este método ha sido aplicado con efectividad en la detección de inicios y finales de ondas del ECG que no tienen una pendiente elevada, como es el caso de la onda T, [Vázquez-Seisdedos, 2000]. Su aplicación a la detección de puntos en el PCG no ha sido reportada por otros autores. El algoritmo consta de los pasos siguientes:

1. Filtrado digital de la señal de PCG.
2. Normalización de la señal de PCG y cálculo de la energía promedio de Shannon.
3. Establecimiento de ventanas de tiempo donde se encuentran el sonido cardíaco.
4. Determinación de la posición del inicio y final de cada sonido mediante triangulación de áreas.

A continuación se explica cada paso del algoritmo:

Paso 1. Filtrado digital de la señal de PCG. Este paso tiene el propósito fundamental de eliminar componentes de muy baja frecuencia (por debajo de 20 Hz) y de alta frecuencia, cuyo origen es ajeno al de los sonidos cardíacos. El filtrado digital del PCG se realiza con un filtro pasa banda de Butterworth, de orden 4, cuyas frecuencias de corte inferior y superior son 20 Hz y 400 Hz respectivamente.

Paso 2. Normalización de la señal de PCG y cálculo de la energía promedio de Shannon. La señal de PCG obtenida en el paso 1, se normaliza (entre +1 y -1) según la expresión (2.6):

$$pcg_{norm}(k) = \frac{pcg(k)}{\max(\text{abs}(pcg))} \quad (2.6)$$

Donde $pcg(k)$ es el valor de la muestra k de la señal de PCG, y $\max(\text{abs}(pcg))$ es el mayor valor absoluto de todo el registro de PCG. Con la señal de PCG normalizada, se calcula la energía instantánea de Shannon mediante la expresión (1.6d), que repetimos en (2.7) para la muestra k :

$$E_{inst}(k) = -(pcg_{norm}(k))^2 \times \log(pcg_{norm}(k))^2 \quad (2.7)$$

Con la energía instantánea se obtiene la energía promedio de la señal de PCG mediante la expresión (2.8), donde $N+1$ (N par) es la longitud de la ventana de promediado que se desplaza a lo largo de la señal de PCG, muestra a muestra. Una ventana rectangular de 20 ms de duración resulta apropiada [Liang, Lukkarinen y Hartimo, 1997a; Gill, Gavrieli e Intrator, 2005; Choi y Jiang, 2008].

$$E_{prom}(k) = \frac{1}{N+1} \sum_{i=k-\frac{N}{2}}^{k+\frac{N}{2}} E_{inst}(i) \quad (2.8)$$

Paso 3. Establecimiento de ventanas de tiempo donde se encuentran los sonidos S1 y S2. Para establecer la posición de las ventanas en las que buscar los sonidos S1 y S2, se ha utilizado la señal de ECG como referencia, en particular la posición de los puntos R. Para detectar los puntos R en el ECG, se utilizó un algoritmo basado en el establecimiento de un nivel umbral en la derivada del ECG, que se caracteriza por su rapidez computacional y robustez frente a artefactos [García-González, 1998].

Para garantizar que cada sonido S1 quede completamente dentro de la ventana de trabajo, el inicio de cada ventana se toma $RR_{media}/5$ segundos antes del punto R y su duración es $RR_{media}/2$ segundos, donde RR_{media} es la duración media del intervalo RR, en segundos. Para el sonido S2, la ventana inicia $RR_{media}/4$ segundos después del punto R, y su duración es de $RR_{media}/2$ segundos. La expresión (2.9) da cuenta de estos criterios:

$$\text{Ventana (inicio : duración)} = \begin{cases} \text{Para S1: } (RR_{media}/5 \text{ antes de R : } RR_{media}/2) \\ \text{Para S2: } (RR_{media}/4 \text{ después de R : } RR_{media}/2) \end{cases} \quad (2.9)$$

Paso 4. Determinación de la posición del inicio y final de cada sonido mediante triangulación de áreas.

Las posiciones de inicio y fin del sonido cardíaco se determinan con el método de la triangulación de áreas. En este método se forma un triángulo con tres puntos que se toman sobre la curva de energía promedio (ver figura 2.7). Dos de esos puntos, cuyas coordenadas cartesianas son (x_1, y_1) y (x_2, y_2) , son fijos y el tercero (x, y) es móvil y se desplaza a lo largo de la curva entre los dos primeros. Mientras se desplaza el punto móvil, el área de los triángulos así formados se calcula mediante la expresión (2.10). Se toma como posición del inicio (o final) del sonido, la abscisa (x) del punto donde el área del triángulo es máxima.

$$A_{(x,y)} = \frac{1}{2} [(x_1 - x_2)(y - y_2) - (y_1 - y_2)(x - x_2)] \tag{2.10}$$

La selección de los puntos fijos no es trivial, pues hay que colocarlos convenientemente para obtener buenos resultados. Como muestra la figura 2.8, al determinar el inicio del sonido, por su sencillez, se utiliza el criterio de que (x_1, y_1) sea el punto donde comienza la ventana (Vi), y que (x_2, y_2) sea el punto de máxima energía del PCG normalizado (Smax). Para determinar el final del sonido, Smax es el punto (x_1, y_1) y el final de la ventana (Vf) es (x_2, y_2) .

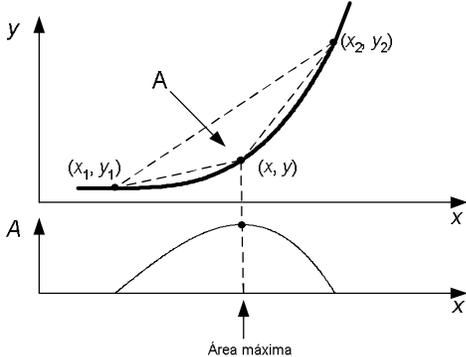


Figura 2.7 Método de triangulación de áreas utilizado para determinar el inicio y el final de los sonidos del PCG.

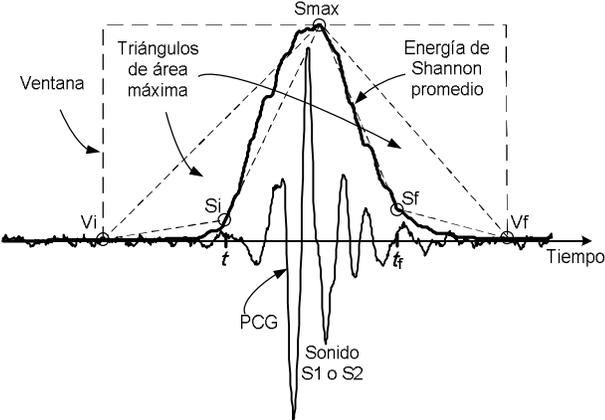


Figura 2.8 Determinación de las posiciones de inicio (t_i) y final (t_f) de un sonido cardíaco mediante triangulación de áreas.

2.2.2 Método del promediado de puntos

Este método se propone con la finalidad de determinar la posición media de los sonidos cardíacos. Se basa en el promediado de las posiciones de puntos característicos de la energía promedio del PCG. El método se sustenta en la hipótesis siguiente:

En estadística es conocido que el promedio de N variables aleatorias estadísticamente idénticas e independientes es también una variable aleatoria cuya dispersión es menor que la de cualquiera de las variables. Es decir, que si $\{X_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N$ son las variables aleatorias, entonces el promedio

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (2.11)$$

es una nueva variable aleatoria cuya desviación estándar es

$$\sigma_{\bar{X}} = \sigma_X / \sqrt{N} \quad (2.12)$$

donde σ_x es la desviación estándar de una cualquiera de las variables. [Bendat y Piersol, 2000, pág. 93]

En la envolvente del PCG, calculada como la energía promedio de Shannon del PCG, se pueden determinar puntos característicos para cada sonido cardíaco, como son los puntos de inicio, máxima energía, y final. Otros puntos de interés pudieran ser los de máxima pendiente positiva y máxima pendiente negativa. Todos estos puntos tienen un comportamiento marcadamente aleatorio, por lo que según (2.11) y (2.12), es de esperar que al promediar sus valores se obtenga un punto con menos variabilidad que cualquiera de los puntos originales, y por tanto, más robusto para caracterizar la posición de cada sonido en el ciclo cardíaco (en comparación con el punto de máxima energía), con vistas a construir series tem-

porales que permitan analizar la variabilidad de los diferentes intervalos cardíacos mediante el PCG.

El algoritmo que se propone para determinar la posición de los sonidos cardíacos consiste en tomar como posición del sonido, el promedio de las posiciones de los puntos de inicio, máximo y final del sonido, determinados todos sobre la curva de energía promedio del PCG normalizado (puntos S_i , S_{max} y S_f de la figura 2.8).

El algoritmo consta de 5 pasos. Los primeros 4 pasos coinciden totalmente con los del algoritmo propuesto para determinar los puntos de inicio y final de cada sonido mediante triangulación de áreas. El paso 5 consiste en promediar las posiciones (es decir los instantes de ocurrencia) de los puntos inicial, final y de máxima energía, para obtener una posición media (t_0) del sonido en cuestión, como expresa (2.13):

$$t_0 = \frac{1}{3} [t_i + t_m + t_f] \quad (2.13)$$

Donde t_i es la posición del inicio del sonido, t_f es la posición del final, y t_m es la posición del punto de máxima energía promedio.

2.2.3 Método de la plantilla gaussiana

Este método se propone con el objetivo de determinar la posición media y la duración de los sonidos cardíacos S1 y S2. El método se basa en comparar la envolvente del PCG con una plantilla que tenga una forma parecida a la envolvente de un sonido cardíaco típico. Una plantilla con la forma de una campana de Gauss, como la mostrada en la figura 2.9, resulta apropiada, dado su parecido con la envolvente de los sonidos S1 y S2. La expresión (2.14) describe matemáticamente a esta plantilla, también conocida como pulso gaussiano:

$$P(t) = Ae^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-t_0}{\sigma}\right)^2} \quad (2.14)$$

A es la amplitud de la plantilla, es decir, el máximo valor de $P(t)$, que ocurre en el tiempo $t = t_0$, y σ es su “duración” (es un parámetro que depende del ancho de la campana). Al evaluar (2.14) para $t = t_0 \pm 2\sigma$, se obtiene que $P(t) = 0,1353A$. Igualmente, se puede determinar que el área bajo la campana entre los puntos $t = t_0 - 2\sigma$ y $t = t_0 + 2\sigma$ (área sombreada en la figura 2.10), constituye el 95,45 % del área total existente bajo la campana.

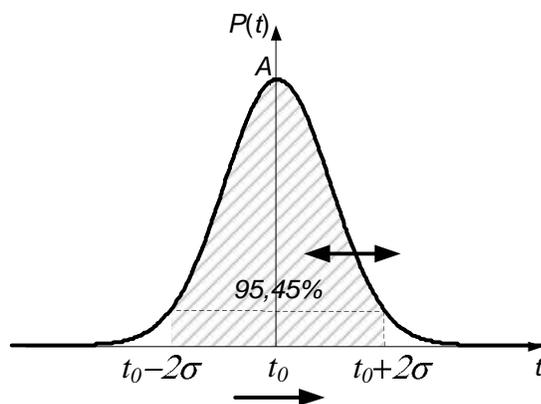


Figura 2.9 Plantilla en forma de campana de Gauss utilizada para determinar posición y duración de los sonidos cardíacos.

La plantilla se desplaza a lo largo del eje tiempo (cambiando el parámetro t_0) y simultáneamente se varía el parámetro σ . En cada momento, se compara la envolvente del PCG y la plantilla gaussiana, y se busca aquella que mejor se ajuste a la forma de la envolvente del PCG. El ajuste se evalúa con la distancia euclidiana entre la plantilla y la envolvente. Una vez encontrada la plantilla que mejor ajusta, se toma como posición media del sonido el valor del parámetro t_0 , y como duración del sonido el valor 4σ el cual encierra el 95,4 % de la energía del sonido.

El método que se propone en este apartado consta de los pasos siguientes:

1. Filtrado digital de la señal de PCG.
2. Normalización de la señal de PCG y cálculo de la energía promedio de Shannon.
3. Establecimiento de ventanas de tiempo que encierran los sonidos cardíacos.
4. Comparación de la envolvente del PCG con la plantilla gaussiana y selección de la plantilla que mejor se ajusta a la envolvente. Determinación de la posición media y duración de cada sonido, latido a latido.

Los pasos 1 y 2 constituyen el pre-procesamiento que es necesario realizar al PCG. Estos pasos son idénticos a los pasos 1 y 2 del algoritmo descrito en el apartado 2.2.3 por lo que no serán explicados aquí. En el paso 2, el promediado se ha realizado con una ventana de 20 ms de duración, según se recomienda en [Liang y col., 1997a; Choi y Jiang, 2008] para observar mejor los componentes internos de los sonidos.

El paso 3 tiene como objetivo fundamental ahorrar tiempo de computación en la comparación con las plantillas, pues conviene limitar el movimiento de la plantilla a un intervalo de tiempo que contenga con seguridad al sonido que se quiere identificar y sea además lo más estrecho posible. Este intervalo se puede establecer con facilidad, para cada sonido y por latido, si se dispone del ECG como señal auxiliar. En este caso se detecta la onda R y se usa como referencia para establecer ventanas dentro de las cuales ubicar las posiciones aproximadas de S1 en cada latido. En cada ventana se determina la posición del punto donde la envolvente del PCG es máxima, el cual se toma como punto central del desplazamiento de la plantilla.

Las ventanas referidas tienen las siguientes características: para el sonido S1, comienzan $RR_{media}/5$ segundos antes del punto R y duran $RR_{media}/2$ segundos. RR_{media} es la duración media del intervalo RR. Para el sonido S2, la ventana inicia $RR_{media}/4$ segundos des-

pués del punto R, y su duración es de $RR_{media}/2$ segundos. La expresión (2.6) da cuenta de estos criterios.

En el paso 4 la plantilla se desplaza a lo largo del tiempo (en las cercanías de la presunta posición del sonido, dentro de las ventanas establecidas en el paso 3), mientras se compara con la envolvente del PCG. Esta operación se realiza para un primer valor del parámetro σ tomado de un conjunto de M valores posibles ($\sigma_1, \dots, \sigma_i, \dots, \sigma_M$) y se repite para el resto de los valores. El desplazamiento se realiza discretamente en el tiempo, en correspondencia con los N valores igualmente espaciados del parámetro t_0 ($t_1, \dots, t_j, \dots, t_N$). Para propiciar un mejor acoplamiento, al parámetro A de la plantilla se le asigna el valor del máximo de la envolvente del PCG en la ventana.

En cada instante de tiempo, se calcula la distancia euclidiana entre la plantilla (P) y la envolvente (E) del PCG, con lo cual se evalúa el parecido entre la plantilla y la envolvente del PCG. La distancia euclidiana se calcula según (2.15):

$$d_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=0}^K (P_{i,j}(k) - E(k))^2} \quad (2.15)$$

Donde K es el número de muestras de la plantilla, i es el ordinal del parámetro σ de la plantilla, y j es el ordinal del parámetro t_0 . Con los valores de las distancias euclidianas $d_{i,j}$ obtenidas se construye la matriz $D_{M \times N}$, como se muestra en (2.16):

$$D_{M \times N} = \begin{pmatrix} d_{11} & \dots & d_{1N} \\ \dots & \dots & \dots \\ d_{M1} & \dots & d_{MN} \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

Una fila cualquiera de la matriz de las distancias euclidianas contiene las distancias calculadas para un mismo valor de σ (del conjunto $\sigma_1, \dots, \sigma_i, \dots, \sigma_M$) y cada columna contiene

las distancias para un mismo valor de t_0 (del conjunto $t_1, \dots, t_j, \dots, t_N$).

En este punto se busca el mínimo de la matriz y sus coordenadas. El número de la columna en la que está la distancia euclidiana mínima, corresponde al parámetro t_0 para el cual la plantilla se parece más a la envolvente del sonido; este valor se toma como posición media del sonido. El número de la fila corresponde al valor del parámetro σ de esa plantilla. Entonces, el valor 4σ se toma como duración del sonido, pues para este valor, aproximadamente el 95,45 % de la energía del PCG estará en el intervalo $(-2\sigma, +2\sigma)$.

2.3 Métodos para corregir artefactos en las series temporales

El objetivo de este apartado es presentar los métodos desarrollados por el autor para corregir artefactos en series temporales RR y S1S1 derivadas del ECG y PCG respectivamente. Los métodos propuestos son tres: el método de la corrección semiautomática, el método de la corrección gaussiana, y el método de la corrección por triangulación.

2.3.1 Método de la corrección semiautomática

Este método parte de obtener el histograma de la serie temporal (que tiene artefactos) para evaluar su morfología visualmente. Entonces, el usuario elimina de la serie temporal los puntos que a su juicio constituyen artefactos. Se obtiene así una nueva serie, diferente de la original, sobre la que se calculan los indicadores estadísticos y espectrales estándares, con buenos resultados según se ha podido comprobar. Los pasos del método son los siguientes:

Paso 1. Obtener el histograma de la serie temporal.

Paso 2. Evaluar visualmente la morfología del histograma.

Paso 3. Eliminar manualmente los puntos en las colas del histograma.

Paso 4. Obtener la nueva serie temporal sin artefactos, que no contiene los puntos eliminados en el paso anterior.

Para implementar y evaluar este método se desarrolló un programa en Matlab con un entorno gráfico muy cómodo, como muestra la figura 2.10 [Valdés-Pérez y col, 2002a]. El usuario simplemente selecciona con un cursor la porción útil del histograma de la serie RR que tiene los artefactos para obtener la nueva serie libre de ellos. Esta corrección semiautomatizada o visual, constituye una primera fase del trabajo que permite que el personal asistencial se familiarice con el método y al mismo tiempo pueda identificar diferentes morfologías de histogramas. El próximo paso será automatizar la eliminación de las colas añadiendo inteligencia en la identificación de la morfología del histograma, lo que se presenta en los apartados 2.3.2 a 2.3.4.

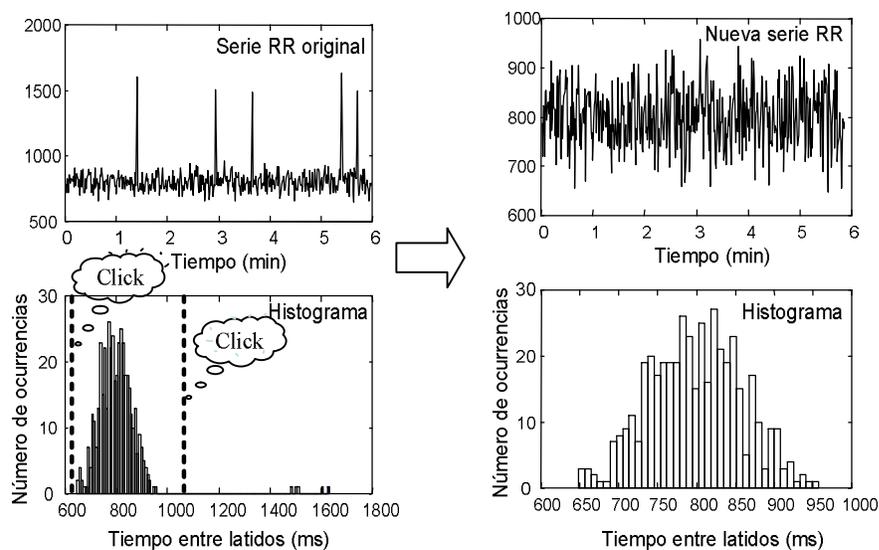


Figura 2.10 Herramienta desarrollada para corregir artefactos en la serie RR del ECG, basada en el método de la corrección semiautomática.

Las pruebas realizadas y que se presentan en el capítulo 3, demuestran que este método garantiza buena exactitud en el cálculo de los indicadores estándares cuando la serie tempo-

ral RR está contaminada con artefactos. El método es sencillo de implementar y permite eliminar los artefactos de forma ponderada con lo cual se conserva la mayor información diagnóstica presente en la serie RR.

2.3.2 Método de la corrección gaussiana

Un criterio de partida para la eliminación automática de los artefactos debe ser alguno que permita identificar correctamente la zona del histograma donde se encuentra la información útil de la serie. Esta indicación nos la puede brindar el valor medio de la serie, que como indicador de tendencia central y no de la dispersión de la serie, resulta ser muy robusto frente a los artefactos y, por tanto su valor en la serie con artefactos resulta muy semejante al valor que hubiera tenido en la serie de no existir los artefactos. De lo que se trata entonces es de delimitar una zona por encima y por debajo de este valor, de amplitud tal que la totalidad o casi totalidad de los puntos útiles de la serie sean tenidos en cuenta y se excluyan los artefactos.

Sea $RR = \{rr_i\}$, $i = 1, 2, \dots, l$, la serie sin artefactos, con valor medio μ y desviación estándar σ .

Sea $RR_A = \{rr_i\}$, $i = 1, 2, \dots, m$, la serie con artefactos, con valor medio μ_A y desviación estándar σ_A .

Sea $RR_C = \{rr_i\}$ $i = 1, 2, \dots, n$, la serie corregida, con valor medio μ_C y desviación estándar σ_C .

Como el valor medio es un parámetro robusto a artefactos, se cumple que $\mu \approx \mu_A \approx \mu_C$. La desviación estándar es un parámetro sensible a los artefactos, por lo que $\sigma_A > \sigma$. Con la corrección se pretende que $\sigma_C \approx \sigma$.

Se propone utilizar el valor de μ_A para identificar la zona útil del histograma y el valor de σ_A como un criterio de amplitud de la zona de delimitación de los puntos útiles de la serie.

Así se construye la serie corregida $RR_C = \{rr_i\}$ con todos los puntos de RR_A que satisfacen la condición $|rr_i - \mu_A| < k\sigma_A$, donde k es un número por determinar.

Se sabe [Bendat y Piersol, 2000, pág. 64] que la probabilidad de que una variable aleatoria gaussiana (con valor medio μ y desviación estándar σ) esté entre μ y $\mu + k\sigma$ está dada por la función $\Phi(k)$ según la expresión:

$$\Phi(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^k e^{-u^2/2} du \quad (2.17)$$

Entonces, si la serie RR tiene distribución gaussiana, la probabilidad de que un punto de la serie esté entre $(\mu - k\sigma)$ y $(\mu + k\sigma)$ es:

$$\text{Prob}(|rr_i - \mu_A| < k\sigma_A) = 2\Phi(k) \quad (2.18)$$

Si se toma $k = 2$, se halla el valor correspondiente de la función $\Phi(k)$ la cual está comúnmente tabulada, y se evalúa (2.18), se obtiene que el 95,4 % de los valores de la serie original estarán en ese intervalo. Es muy probable que todos o casi todos los valores de la nueva serie sean los valores útiles y sólo queden excluidos los valores correspondientes a los artefactos, como muestra la figura 2.11.

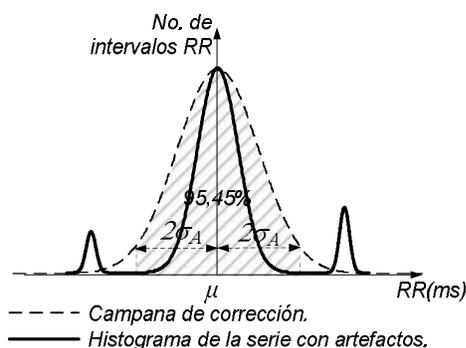


Figura 2.11 Método de la corrección gaussiana.

2.3.3 Método de la corrección por triangulación

El criterio de partida para la eliminación de artefactos es identificar la zona del histograma con la mayor información útil de la serie. Para esto, se busca la máxima frecuencia de repetición de intervalos de RR, en el eje de ordenadas. Este parámetro es muy robusto frente a los artefactos, partiendo de la hipótesis de que el número de latidos sin artefactos es mucho mayor que el de latidos con artefactos.

Los pasos del método son los siguientes:

1. Obtención del histograma de la serie RR bajo análisis.

La resolución de la duración de los intervalos RR (eje de abscisas del histograma) es igual al valor entero más próximo al período de muestreo (T_s) de la señal de ECG que originó a la serie RR (Ejemplo: Si $T_s = 1$ ms, la resolución es 1 ms, si $T_s = 7,81$ ms ($f_s = 128$ Hz), la resolución es de 8 ms.)

2. Determinación del punto N_m (máximo número de intervalos RR).

3. Determinación de los vértices superiores de cada triángulo.

A cada lado del punto N_m se ubican los vértices superiores ($x_{\max1}, y_{\max1}$) y ($x_{\max2}, y_{\max2}$), (ver Figura 2.12a). En una primera versión de este método presentado en [Vázquez-Seisdedos y col., 2004b], se empleó el criterio de escoger estos puntos como los más próximos al máximo N_m y cuyas ordenadas $y_{\max1}$ y $y_{\max2}$ fueran el 90 % del valor de N_m . Con este criterio, en la Figura 2.12b, se puede llegar a la conclusión errónea de que, el vértice superior del triángulo de la izquierda es ($x'_{\max1}, y'_{\max1}$), cuando en realidad debe ser ($x''_{\max1}, y''_{\max1}$). Para resolver este problema, en este trabajo se incluye la condición de que las ordenadas escogidas correspondientes al 90 %, tanto a la izquierda como a la derecha, sean

las más distantes de este máximo.

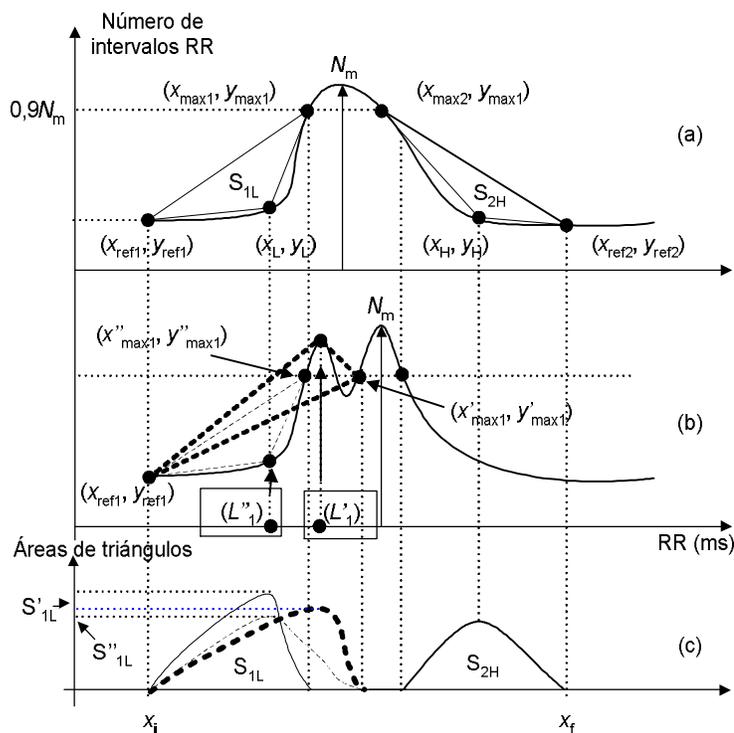


Figura 2.12 Eliminación de las colas del histograma (artefactos) en el método de la corrección por triangulación.

4. Determinación de los vértices inferiores de cada triángulo como los puntos RR de mínima duración (x_{ref1}, y_{ref1}) y RR de máxima duración (x_{ref2}, y_{ref1}) del histograma.
5. Cálculo de las áreas S_L y S_H de los triángulos definidos para todos los puntos x_i situados entre x_{ref} y x_{max} a cada lado del histograma.
6. Determinación de los puntos $x_i = x_L$ y $x_i = x_H$, cuyas áreas S_L y S_H sean máximas. Con este criterio, en la figura 2.12b, el triángulo que define el área máxima es de línea discontinua fina.
7. Eliminación de las colas inferior y superior del histograma. La cola inferior eliminada abarcará desde el mínimo valor de la duración de intervalos RR hasta el punto x_L . La cola

superior eliminada abarcará desde el punto x_H hasta el máximo valor de la duración de los intervalos RR.

8. Obtención de una nueva serie RR mediante exclusión de los puntos de la serie RR que se encuentren en las zonas delimitadas (colas inferior y superior del histograma).

2.4 Conclusiones del capítulo

En este capítulo se han presentado los métodos desarrollados por el autor para detectar las posiciones en el tiempo de los puntos inicial, final y medio de los sonidos cardíacos S1, con mayor robustez al ruido y exactitud que los convencionales, lo que será corroborado en el capítulo 3. Todos los métodos desarrollados operan en el dominio del tiempo sobre la envolvente del PCG y utilizan la señal de ECG como referencia para ubicar en tiempo al sonido S1.

También se han presentado los métodos desarrollados por el autor para corregir artefactos en las series temporales construidas a partir del ECG o del PCG. La serie temporal obtenida al realizar la corrección, difiere en algunos términos de la serie original, pero permite calcular satisfactoriamente los indicadores estándares de variabilidad, como se verá en el capítulo 3.

3. RESULTADOS OBTENIDOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se evalúan los métodos propuestos en el capítulo 2 para determinar parámetros de los sonidos S1 en el PCG y corregir artefactos en las series temporales derivadas del ECG. También se muestran y discuten los resultados obtenidos al determinar la variabilidad de la frecuencia cardíaca a partir del PCG comparativamente con el ECG.

3.1 Base de señales para la experimentación

En la evaluación de los métodos para determinar parámetros de S1 se utilizan señales de ECG y PCG casi artificiales y reales, sin ruido y con ruido. A continuación se describen las características, procedencia o forma de obtención de las mismas.

3.1.1 Base de datos de señales reales de ECG y PCG

La base de datos está constituida por señales de ECG y PCG de hasta 5 minutos de duración, adquiridas simultáneamente en un grupo de 47 sujetos supuestamente sanos (19 mujeres y 28 hombres), con edades comprendidas entre los 19 y 68 años, con edad promedio de 39,4 años y desviación estándar de 12,5 años. Para adquirir el ECG se usó la derivación II modificada y para el registrar el PCG se colocó el micrófono en el 3er. espacio intercostal izquierdo. Todas las medidas se hicieron en un ambiente tranquilo y silencioso, con los sujetos sentados y respirando libremente. La adquisición de las señales se realizó con el sistema presentado en el capítulo 2, utilizando una tarjeta de adquisición de datos con un

conversor A/D de aproximaciones sucesivas de 12 bits y se utilizó una frecuencia de muestreo de 2000 Hz.

3.1.2 Síntesis de las señales de ECG y PCG casi-artificiales

Para generar un registro con las señales de ECG y PCG casi-artificiales se toma un período cardíaco completo de estas señales o “latido modelo” en un registro con señales reales, el cual ha sido escogido al azar entre los registros de la base de señales reales. El latido modelo se repite un número de veces para conformar el registro casi artificial de ECG y PCG de la longitud deseada. Si el latido modelo se escoge adecuadamente, el registro casi artificial resultante tiene una SNR elevada y puede considerarse como un registro “sin ruido”. En este registro todos los latidos son iguales, en amplitud y duración. Como los latidos modelo se han tomado de registros diferentes seleccionados al azar, se garantiza la variedad morfológica de los sonidos S1 entre registros casi artificiales.

3.1.3 Adición de ruido a las señales de PCG

Se crean versiones ruidosas de los registros sin ruido (o que tienen una SNR elevada), casi artificiales y reales. Para ello, al registro “sin ruido” se le añade ruido gaussiano con media cero y una desviación estándar que se corresponda con la SNR deseada. Sólo se añade ruido a la señal de PCG pues el interés es evaluar los métodos propuestos en el capítulo 2 para extraer parámetros del sonido S1. La señal de ECG en la versión ruidosa es la misma que en el registro sin ruido.

La señal de PCG con ruido responde a la expresión de la forma:

$$S_N(t) = S_0(t) + N_{0,\sigma}(t) \quad (3.1)$$

donde $S_0(t)$ es la señal de PCG sin ruido y $N_{0,\sigma}(t)$ es ruido gaussiano de media 0 y desviación estándar σ . La cantidad de ruido a añadir depende de la relación señal a ruido deseada, la cual se define como el cociente entre la potencia de la señal y del ruido:

$$SNR_{dB} = 10 \times \log \frac{P_{S_0}}{P_N} \quad (3.2)$$

Como las señales tienen valor medio cero, la expresión (3.2) se puede expresar en función de las desviaciones estándares de la señal (σ_{S_0}) y del ruido (σ_N):

$$SNR_{dB} = 20 \times \log \frac{\sigma_{S_0}}{\sigma_N} \quad (3.3)$$

De donde se puede determinar el valor de la desviación estándar σ_N del ruido conocidas la relación señal a ruido y la desviación estándar de la señal sin ruido. Con este valor se genera el ruido correspondiente.

En este caso, la señal $S_0(t)$ no está libre de ruido, y por tanto responde a su vez a una expresión semejante a (3.1):

$$S_0(t) = S'_0(t) + N'_{0,\sigma'}(t) \quad (3.4)$$

donde $S'_0(t)$ es la señal de PCG sin ruido y $N'_{0,\sigma'}(t)$ es el ruido gaussiano de media 0 y desviación estándar σ' que tiene el registro “sin ruido”. Sustituyendo (3.4) en (3.1) se obtiene la expresión de la señal de PCG con ruido:

$$S_N(t) = S'_0(t) + N'_{0,\sigma'}(t) + N_{0,\sigma}(t) \quad (3.5)$$

La relación señal a ruido del PCG con ruido es entonces:

$$SNR_{dB} = 20 \times \log \frac{\sigma_{S'_0}}{\sigma_{(N'+N)}} \quad (3.6)$$

El ruido N es gaussiano y N' suponemos que también lo es, pues es producto del ruido ambiente de fondo al tomar el PCG y el propio ruido térmico que introduce la amplificación de la señal. Como son dos procesos aleatorios gaussianos e independiente, la varianza de su suma es la suma de sus respectivas varianzas [Bendat y Piersol, 2000, pp. 66]:

$$\sigma_{(N'+N)}^2 = \sigma_{N'}^2 + \sigma_N^2 \quad (3.7)$$

Entonces, sustituyendo esta expresión en (3.6) obtenemos la relación señal a ruido del PCG ruidoso:

$$SNR_{dB} = 20 \times \log \frac{\sigma_{S'_0}}{\sqrt{\sigma_{N'}^2 + \sigma_N^2}} \quad (3.8)$$

En (3.8) podemos determinar la desviación estándar σ_N del ruido que hay que añadirle al registro de PCG original “sin ruido” para obtener la relación señal a ruido deseada. $\sigma_{S'_0}$ se puede aproximar a la desviación estándar del sonido S1 en el registro “sin ruido” dado que la relación señal a ruido en este registro es elevada ($\sigma_{S'_0}$ se puede medir). La desviación estándar $\sigma_{N'}$ del ruido en el registro “sin ruido” es conocida pues se puede medir en el intervalo de silencio que hay entre los sonidos cardíacos, preferentemente en el intervalo S2 - S1 del siguiente latido, que es un intervalo de mayor duración. Despejando en (3.8) se obtiene la desviación estándar del ruido que hay que añadirle al registros de PCG “sin ruido”:

$$\sigma_N = \sqrt{\sigma_{S'_0}^2 \times 10^{-\frac{SNR_{dB}}{10}} - \sigma_{N'}^2} \quad (3.9)$$

El procedimiento seguido para generar un registro con una relación señal a ruido dada, a partir de un registro sin ruido, se resume a continuación:

1. Tomar un registro “sin ruido” y medir en un latido la desviación estándar del sonido S1 (σ_{S_0}) y del ruido en el intervalo de silencio S2 - S1 del siguiente latido ($\sigma_{N'}$).
2. Fijar la relación señal a ruido (SNR_{dB}) deseada en el registro con ruido.
3. Calcular la desviación estándar (σ_N) del ruido a añadir al registro “sin ruido”, según (3.9).
4. Generar N muestras de ruido gaussiano con media cero y desviación estándar σ_N . N es la longitud del registro “sin ruido”.
5. Sumar el ruido generado al registro “sin ruido”.

3.1.4 Series temporales artificiales y reales

En la evaluación de los métodos propuestos para corregir artefactos se utilizan series temporales RR (o S1S1) sintetizadas artificialmente y obtenidas a partir de señales de ECG (o PCG) reales. Las series artificiales se han generado con distribución normal ($\mu = 800$ ms, $\sigma = 50$ ms) y con una duración apropiada (6 minutos si se trata de series de corta duración, y 2 horas si son de larga duración). A todas las series se les ha añadido una señal sinusoidal de 20 ms de amplitud pico a pico y una frecuencia de 0,15 Hz, para simular el comportamiento de una serie RR o S1S1 de un sujeto sano, que respira de forma periódica [García-González y col., 2000]. Es decir, un término cualquiera i de la serie RR artificial responde a la expresión:

$$RR(i) = rr_{\mu,\sigma}(i) + A \sin(2\pi f_{resp} \mu i) \quad (3.10)$$

donde $rr_{\mu,\sigma}$ son números aleatorios con distribución normal con media μ y desviación estándar σ , A es la amplitud de la variabilidad temporal que introduce la respiración en la

serie, y f_{resp} es la frecuencia respiratoria.

Las series reales (procedentes de señales de ECG o PCG reales) empleadas en los experimentos son tomadas de una base de datos (QTDB [Laguna y col., 1997]) y/o son conformadas a partir de las señales de la base de datos de señales de ECG y PCG descrita en 3.1.1.

A las series artificiales y reales se le añaden artefactos. Los artefactos que se añaden a las series tiene la forma de falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN) que se añaden en un número razonablemente pequeño (no mayor del 5 % del total de términos de la serie). Un FP en la posición j de la serie contaminada se consigue sustituyendo el término $RR(j)$ de la serie original sin artefactos por los términos:

$$\begin{aligned} FP(j) &= K \times RR(j) \\ FP(j+1) &= (1 - K) \times RR(j) \end{aligned} \quad (3.11)$$

donde K es un factor entre 0 y 1 (en este trabajo hemos tomado $K = 0,25$). Un FN en la posición j de la serie con artefactos se consigue sustituyendo los términos j y $j+1$ de la serie original por el término:

$$FN(j) = RR(j) + RR(j+1) \quad (3.12)$$

Las posiciones (j) de los FP y FN en la serie son aleatorias y siguen una ley de distribución uniforme, cuyos parámetros son 1 y la cantidad de términos de la serie.

3.2 Evaluación de los métodos para extraer parámetros del sonido S1

En esta sección se presentan los resultados obtenidos al evaluar los métodos presentados en el capítulo 2 para determinar la posición media del sonido S1, sus instantes de inicio y final, y su duración. En primera instancia se evalúa la robustez de estos métodos al ruido. La hi-

pótesis que se quiere demostrar es que los métodos propuestos en el capítulo 2 para obtener estos parámetros son más robustos al ruido que los métodos “convencionales” reportados en la bibliografía. Para cada parámetro, la hipótesis se demuestra en un número elevado de sonidos $S1$ procedentes de señales de PCG casi-artificiales y reales, afectadas por diferentes niveles de ruido y con sonidos $S1$ de morfología no homogénea.

También se evalúa la exactitud del método que haya resultado más robusto al ruido, con el objetivo de comprobar si es más exacto que el método convencional. En este caso se utilizan como referencia las posiciones de $S1$ determinadas por un experto humano.

3.2.1 Metodología de evaluación

La robustez de cada método frente a ruido se evalúa primero en señales de ECG y PCG casi-artificiales generadas al efecto según se explica en 3.1.2. Si esta evaluación resulta favorable al método propuesto, se pasa a evaluar en señales reales. Si la evaluación resulta favorable también con estas señales, se acepta el método propuesto. En cualquier otro caso, se desecha el método propuesto y se acepta el método “convencional”. Los pasos seguidos se explican a continuación.

Con el objetivo de tener una muestra lo suficientemente grande, se evalúa un número (N) elevado de sonidos $S1$, que proceden de señales de PCG disponibles en K registros de señales casi artificiales (o reales si la evaluación es con registros reales). Cada registro casi artificial ha sido sintetizado según se explica en 3.1.2. Los registros reales han sido seleccionados al azar entre los registros de la base de datos de señales reales descrita en 3.1.1.1. Esta selección aleatoria garantiza una adecuada diversificación en la morfología de los sonidos $S1$ utilizados en la evaluación.

Para evaluar la afectación de los parámetros de interés (posición media, inicial, final, duración de S1) debido al ruido en la señal de PCG, en cada uno de los K registros utilizados, se conforman 3 versiones ruidosas de la señal de PCG, con relaciones señal a ruido (SNR) de 12, 9 ó 6 dB. Estos valores corresponden, respectivamente, a relaciones de 16, 8 y 4 entre la potencia de S1 y la potencia del ruido de fondo en el PCG tomado durante el intervalo de silencio (entre S2 y S1 del siguiente latido). El procedimiento seguido para añadir ruido a las señales de PCG sin ruido se explica en la sección 3.1.3.

El parámetro de interés (X) se calcula en todos los sonidos S1 de cada registro “sin ruido” y en cada una de las versiones ruidosas de este registro, tanto por el método “convencional” como por el método propuesto. Así, en una pareja de registros (el registro sin ruido y una de sus versiones ruidosas), se obtienen 4 juegos de valores del parámetro X :

X_{CS} : valores de X calculados por el método convencional (C) en los sonidos S1 del registro “sin ruido” (S).

X_{CN} : valores de X calculados por el método “convencional” en los sonidos S1 del registro ruidoso (N).

X_{PS} : valores de X calculados por el método propuesto (P) en los sonidos S1 del registro “sin ruido”.

X_{PN} : valores de X calculados por el método propuesto en los sonidos S1 del registro ruidoso.

Con estos valores se calcula la afectación sufrida por el parámetro X debido al ruido en cada sonido S1, tanto en el método convencional como con el propuesto:

$$\begin{aligned} e_C(i) &= |x_{CN}(i) - x_{CS}(i)| \\ e_P(i) &= |x_{PN}(i) - x_{PS}(i)| \end{aligned} \tag{3.13}$$

donde $e_C(i)$ y $e_P(i)$ son los errores cometidos debido al ruido al calcular el parámetro X en el sonido i por los métodos “convencional” y “propuesto”, $x_{CS}(i)$ y $x_{CN}(i)$ son los valores de X_{CS} y X_{CN} en el sonido i , y $x_{PS}(i)$ y $x_{PN}(i)$ son los valores de X_{PS} y X_{PN} en el sonido i .

Desde un punto de vista estadístico, $e_C(i)$ y $e_P(i)$ constituyen muestras de las variables aleatorias E_C y E_P , las que dan cuenta de la afectación causada por el ruido al cálculo del parámetro X por los métodos “convencional” y “propuesto”, respectivamente. Como se han utilizado K registros de señales, cada uno de ellos con $N(k)$ sonidos $S1$, el número total de muestras disponibles en cada variable aleatoria es N :

$$N = \sum_{k=1}^K N(k) \quad (3.14)$$

Como lo que se quiere saber es si el método propuesto es menos afectado por el ruido que el método convencional, se realiza una prueba pareada de hipótesis sobre las medias (prueba t de Student) de los errores calculados según (3.13). Las medias (muestrales) se calculan según:

$$\begin{aligned} Em_C &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_C(i) \\ Em_P &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_P(i) \end{aligned} \quad (3.15)$$

La hipótesis nula (H_0) es que ambos métodos son semejantes, es decir que las medias de ambas variables aleatorias son iguales, para un nivel de significación $\alpha = 0,05$. La hipótesis alternativa (H_1) es que el método propuesto es más robusto al ruido que el convencional, dicho en términos de las medias, que la media de E_P es menor que la media de E_C . Es decir que:

$$\begin{aligned} H_0 : E[E_P] &= E[E_C] \\ H_1 : E[E_P] &< E[E_C] \end{aligned} \quad (3.16)$$

En el experimento, se pretende rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis alternativa, con una probabilidad (p) bien pequeña de equivocación al aceptar la hipótesis alternativa si H_0 es falsa.

Para evaluar la exactitud del método que resultó más robusto, se comparan las posiciones de S1 determinadas por este método y por el convencional (el que toma el punto de energía máxima de la envolvente del PCG como posición de S1), con las posiciones de S1 determinadas por un experto humano. En cada latido se determinan los errores:

$$\begin{aligned} e_C(i) &= |S1_C(i) - S1_E(i)| \\ e_R(i) &= |S1_R(i) - S1_E(i)| \end{aligned} \quad (3.17)$$

donde $e_C(i)$ y $e_R(i)$ son los errores al determinar la posición de S1 en el latido i por los métodos “convencional” ($S1_C$) y “robusto” ($S1_R$), respecto a la posición determinada por un experto ($S1_E$).

Se calcula la media de estos errores según (3.15) y se realiza una prueba de hipótesis en la cual la hipótesis nula es que el error medio es el mismo con ambos métodos, y la hipótesis alternativa es que el método robusto proporciona menor error, y por tanto es más exacto que el convencional.

3.2.2 Evaluación del método de la triangulación de áreas

Para evaluar la robustez a ruido del método de la triangulación de áreas, se toma como contraparte con la que comparar, el denominado “método del umbral” [Omran y Tayel, 2004], que es el método que convencionalmente se utiliza para delimitar el sonido S1 a partir de su envolvente. Este método establece un umbral deslizante relativo al valor máximo de la en-

volvente en cada sonido S1. Los puntos de la envolvente que cortan este umbral antes y después del máximo, se toman como inicio y final de S1. En el experimento realizado se emplearon umbrales deslizantes del 0,1 y 0,15 del valor máximo de la envolvente (calculada por la energía de Shannon) en cada sonido S1, con el objetivo de tener un mejor criterio evaluativo respecto a este parámetro (el umbral). Se determinaron las posiciones de inicio y final de cada sonido S1, y también la duración de S1, tomada como la diferencia entre las dos primeras, latido a latido.

En la evaluación realizada se aplicó la metodología descrita en 3.2.1. En las pruebas se utilizaron 8 registros casi artificiales de 360 latidos cada uno, para un total de 2880 latidos, y 8 registros reales que tenían entre 106 y 480 latidos, para un total de 2488 latidos. Dada la selección aleatoria de los registros, los sonidos S1 presentan diversas morfologías. Las figuras 3.1 a 3.3 muestran los errores cometidos por cada método al determinar las posiciones de inicio y final de S1 (y su duración), a causa del ruido añadido a la señal de PCG. Se muestran también los resultados de las pruebas de hipótesis realizadas sobre las medias (0: se acepta H_0 y se rechaza H_1 ; 1: se rechaza H_0 y se acepta H_1). En el anexo A1 se pueden consultar tablas con más detalles.

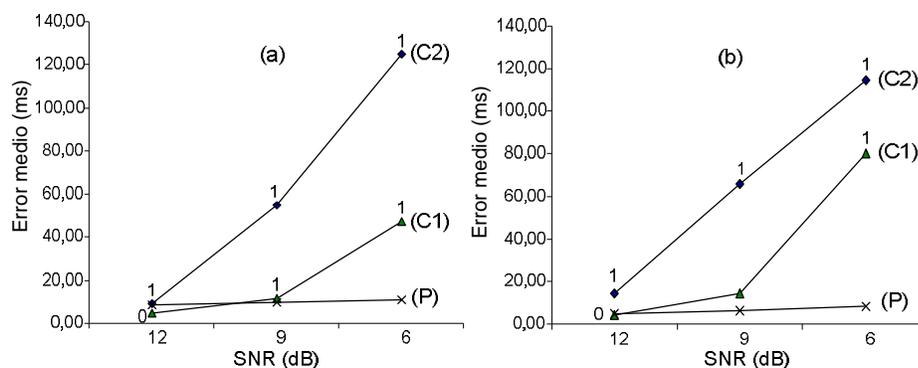


Figura 3.1 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el inicio de S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la triangulación; C1: umbral de 0,15; C2: umbral de 0,10.

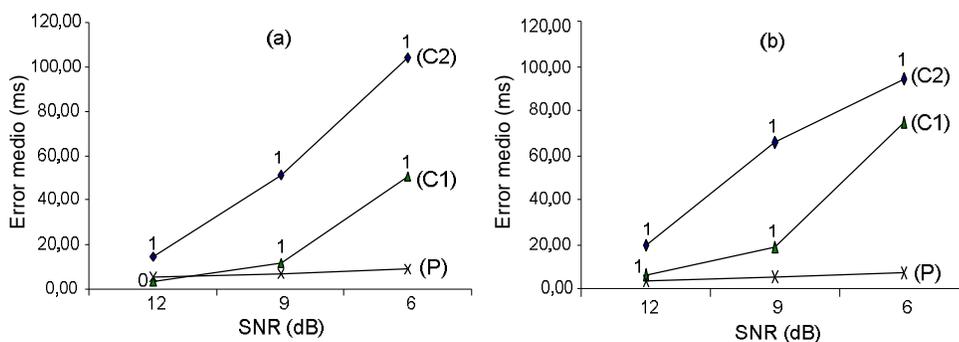


Figura 3.2 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el final de S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la triangulación; C1: umbral de 0,15; C2: umbral de 0,10.

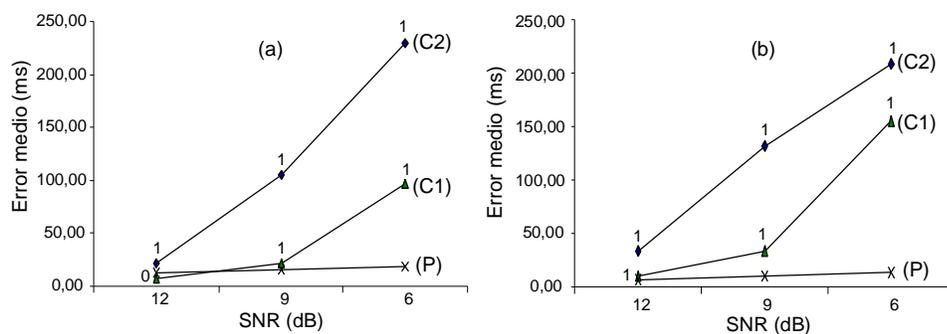


Figura 3.3 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la triangulación; C1: umbral de 0,15; C2: umbral de 0,10.

Al analizar las figuras 3.1 a 3.3 se pueden hacer las siguientes conclusiones:

Al aumentar el valor del umbral, disminuye la afectación que sufre el método del umbral por el ruido.

En señales contaminadas con poco ruido (que tienen una relación señal a ruido elevada), el método de la triangulación se comporta de manera semejante al método del umbral.

Con el empeoramiento de la relación señal a ruido, con el método del umbral aumenta significativamente el error, en tanto por el método de la triangulación el error se mantiene relativamente bajo y sin grandes cambios para los diferentes niveles de ruido.

En casi todos los casos, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa, es decir, que el método propuesto es más robusto al ruido que el convencional, pues la media

de E_P es menor que la media de E_C . Se puede concluir sin lugar a dudas que el método de la triangulación es más robusto al ruido que el método del umbral al determinar el inicio, final y duración de S1.

3.2.3 Evaluación del método de promediado de puntos

La robustez a ruido del método de promediado de puntos para determinar la posición de S1 se compara con la robustez a ruido del “método del punto máximo” [Liang y col., 1997a], que asigna como posición de S1 la del punto de energía máxima del PCG.

En la evaluación realizada se aplicó la metodología descrita en 3.2.1. En las pruebas se utilizaron 8 registros casi artificiales de 360 latidos cada uno, para un total de 2880 latidos, y 8 registros reales que tenían entre 106 y 480 latidos, para un total de 2683 latidos. Dada la selección aleatoria de los registros, los sonidos S1 presentan diversas morfologías. La figura 3.4 muestra los errores cometidos por cada método al determinar la posición de S1, a causa del ruido añadido a la señal de PCG. Se muestran también los resultados de las pruebas de hipótesis realizadas sobre las medias (0: se acepta H_0 y se rechaza H_1 ; 1: se rechaza H_0 y se acepta H_1). En el anexo A1 se pueden consultar tablas con más detalles.

Al analizar la figura 3.4 se pueden hacer las siguientes conclusiones:

Con señales casi artificiales el método de promediado de puntos presenta menor error que el método convencional, para todas las relaciones señal a ruido consideradas, indicando que es más robusto que el método basado en el máximo de la energía. También se observa que el error en ambos métodos aumenta muy poco con el empeoramiento de la relación señal a ruido, indicando con ello que ambos métodos son robustos al ruido, aunque con el método de promediado esa robustez se manifiesta superior a la del otro método.

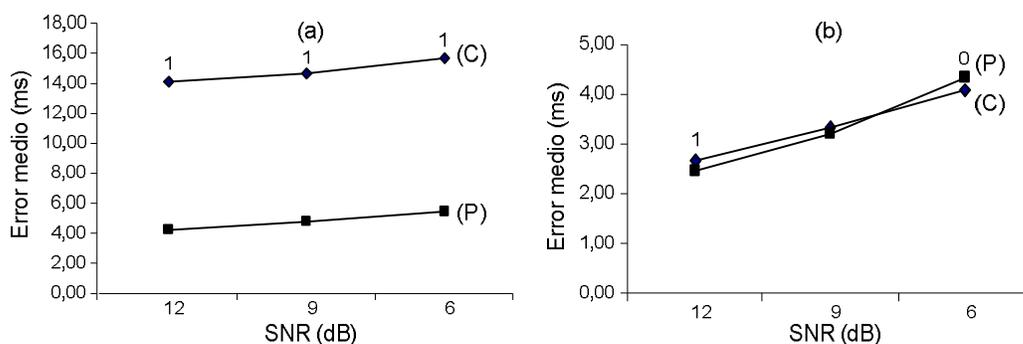


Figura 3.4 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método del promediado de puntos; C: método del punto máximo.

Con señales reales, el error cometido por ambos métodos es casi igual, sin diferencias significativas entre ellos, por lo que podemos concluir que con estas señales ambos métodos tienen un comportamiento semejante, es decir, que el método de promediado de puntos no se puede afirmar que sea mejor que el otro método con señales reales.

Teniendo en cuenta este comportamiento en señales reales, podemos concluir, que ambos métodos tienen un comportamiento semejante frente a ruido, y se pueden utilizar ambos métodos para determinar la posición del sonido S1. Dada la carga computacional adicional que tiene el método de promediado de puntos respecto al otro método, puede resultar preferible utilizar el punto de máxima energía para ubicar la posición de S1 que utilizar el método de promediado de puntos, aunque la carga computacional no es un elemento determinante hoy día dada la elevada potencia de cómputo del común de las computadoras personales, microprocesadores y microcontroladores.

3.2.4 Evaluación del método de la plantilla gaussiana

El método de comparación de la envolvente con una plantilla gaussiana o método de la plantilla gaussiana, permite obtener dos parámetros: la posición media y la duración de cada sonido S1. Para evaluar la robustez de este método al obtener la posición de S1, se com-

para tanto con el “método del punto de máxima energía”, que asigna como posición de S1 la del punto de energía máxima del PCG, como con el método de promediado de puntos, que como se vio en la sección 3.2.3, tienen entre sí una robustez al ruido muy parecida. Para evaluar el método de la plantilla gaussiana en cuanto a la determinación de la duración de S1, se ha comparado con el método de la triangulación, ya analizado en 3.2.1.

Se generaron plantillas con los siguientes parámetros (ver expresión 2.14): duración (σ) de la plantilla entre 12,5 ms y 42,5 ms, a intervalos $\Delta\sigma = 0,5$ ms. Estos valores corresponden a sonidos S1 de 50 ms a 170 ms de duración (es decir, 4σ). Desplazamiento en el tiempo de la plantilla (parámetro t_0) desde 10 ms antes hasta 10 ms después del punto de máxima energía del PCG en la ventana donde está el sonido S1, con incrementos $\Delta t_0 = 0,5$ ms en el desplazamiento. Con estos parámetros se consigue evaluar la posición de S1 con una resolución de 0,5 ms, y su duración con 2 ms de resolución. La amplitud (A) de la plantilla se iguala en cada sonido S1 al valor máximo de la envolvente del PCG en la ventana donde está el sonido.

En la evaluación realizada se aplicó la metodología descrita en 3.2.1. En las pruebas se utilizaron 8 registros casi artificiales de 360 latidos cada uno, para un total de 2880 latidos, y 8 registros reales que tenían entre 106 y 480 latidos, para un total de 2683 latidos. Dada la selección aleatoria de los registros, los sonidos S1 presentan diversas morfologías. Las figuras 3.5 a 3.6 muestran los errores cometidos por cada método al determinar la posición de S1 y su duración, a causa del ruido añadido a la señal de PCG. Se muestran también los resultados de las pruebas de hipótesis realizadas sobre las medias (0: se acepta H_0 y se rechaza H_1 ; 1: se rechaza H_0 y se acepta H_1). En el anexo A1 se pueden consultar tablas con más detalles.

En cuanto al parámetro posición media de S1, al analizar la figura 3.5, se puede observar que el método de la plantilla gaussiana presenta menor error que el método convencional, para todas las relaciones señal a ruido consideradas, tanto con señales casi artificiales como con señales reales, aun cuando con estas últimas, como era de esperar, la diferencia entre ambos métodos disminuye. Se puede concluir que el método de comparación con una plantilla gaussiana es más robusto que el método basado en el máximo de la energía, al determinar la posición de S1.

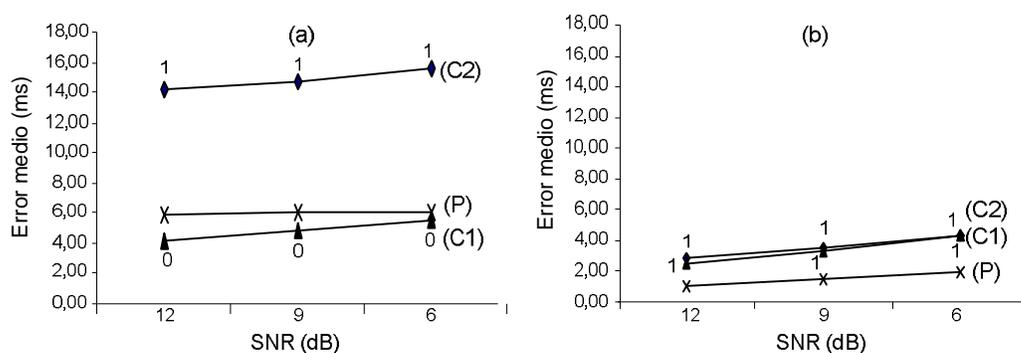


Figura 3.5 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición de S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la plantilla gaussiana; C1: método de promediado de puntos; C2: método del punto máximo.

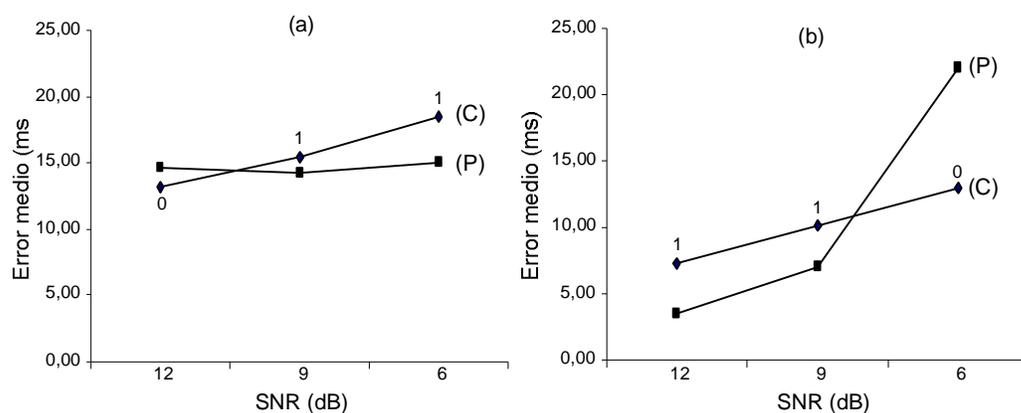


Figura 3.6 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración S1 en (a) señales casi artificiales y (b) señales reales. P: método de la plantilla gaussiana; C: método de la triangulación.

En cuanto al parámetro duración de S1, y al analizar la figura 3.6, se observa que ambos métodos tiene un comportamiento muy semejante tanto con señales casi artificiales como reales, aunque el método de la plantilla gaussiana presenta un error mayor que el método de la triangulación, cuando aumenta la relación señal a ruido. Por tanto, se puede concluir que el método de comparación con una plantilla gaussiana no es más robusto que el método de la triangulación al determinar el inicio y el final de S1.

3.2.5 Evaluación de la exactitud del método de la plantilla gaussiana al determinar la posición de S1.

Se aplicó la metodología descrita al final de la sección 3.2.1 a un conjunto de 14 registros de la base de señales reales desarrollada para la experimentación (y descrita en 3.1.1). Para determinar las posiciones de los sonidos S1 según el criterio de un experto humano, se desarrolló un programa de computación en el sistema LabWindows CVI ver 6.0 con el cual el experto podía marcar en la señal de PCG, la posición media de cada sonido S1 según su criterio y experiencia como experto. En la figura 3.7 se muestra la pantalla de este programa.

Se comparan las posiciones determinadas de esta manera por el experto con las posiciones de S1 determinadas por los métodos convencional (“método del punto máximo”) y robusto (“método de la plantilla gaussiana”). Se calcularon los errores según la expresión (3.17), y se aplicó una prueba pareada de hipótesis sobre las medias de los errores. Como resultado de esta prueba, se rechazó la hipótesis nula (los errores por ambos métodos son iguales) y se aceptó la hipótesis alternativa de que el error obtenido por el método robusto es inferior al cometido por el método convencional, con una probabilidad de equivocación $p < 0,001$.

La figura 3.8 muestra los errores medios de cada método, calculados respecto a la posición de S1 determinada por un experto humano. En el anexo A1 se muestran los resultados en detalle.

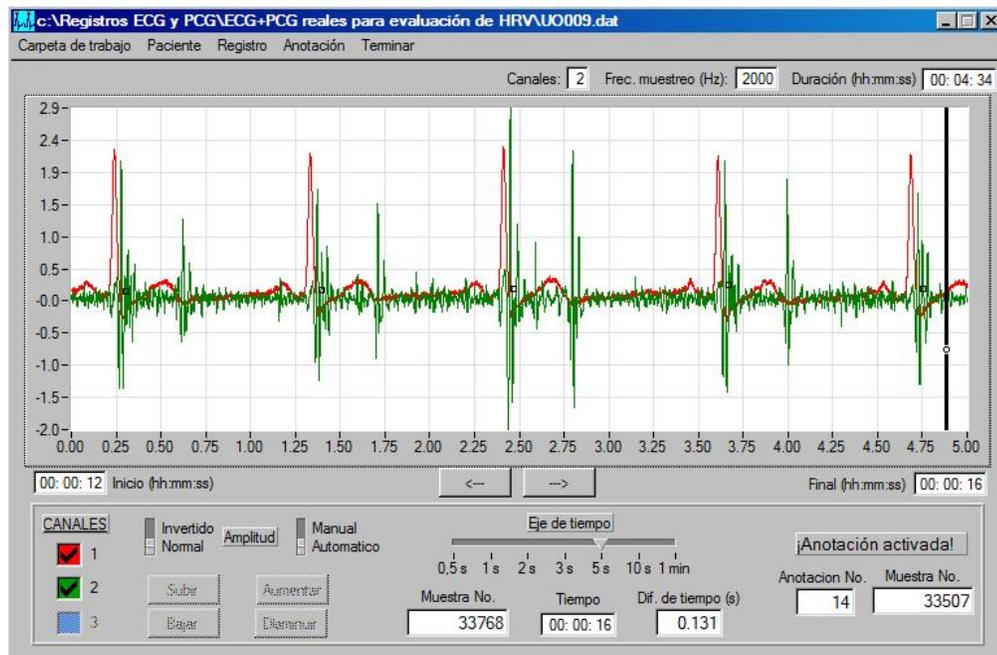


Figura 3.7 Pantalla del programa desarrollado para anotar señales.

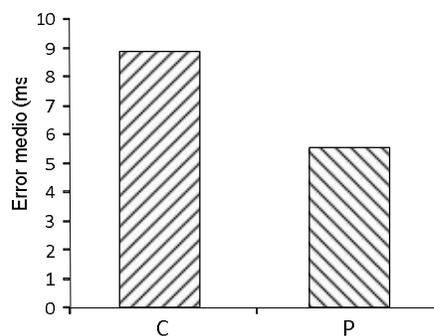


Figura 3.8 Evaluación de la exactitud al determinar la posición de S1. C: método del punto máximo; P: método de la plantilla gaussiana.

3.2.6 Conclusiones parciales

Se puede concluir que para determinar la posición media del sonido S1, el método de la plantilla gaussiana es el más robusto a ruido y el más exacto al proporcionar los resultados

más cercanos a los obtenidos por un experto humano. Para determinar las posiciones de inicio y final de S1, así como su duración, el método basado en la triangulación de áreas es el más robusto a ruido.

3.3 Evaluación de los métodos para corregir artefactos en las series temporales

En esta sección se presentan los resultados obtenidos al evaluar los métodos descritos en el capítulo 2 para corregir artefactos en las series temporales.

3.3.1 Metodología de evaluación

El objetivo de la serie temporal RR (y S1S1) es proporcionar una base para el cálculo de los indicadores estándares de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC). Se sabe que los artefactos que contaminan una serie temporal, dan lugar a valores alterados de estos indicadores. Se ha intentado resolver este problema mediante nuevos indicadores robustos calculados en la serie contaminada con artefactos [García-González y Pallàs-Areny, 2001], con resultados no del todo satisfactorios pues estos indicadores no tienen en cuenta la morfología del histograma. La hipótesis sustentada al proponer nuevos métodos para corregir artefactos, es que si estos se corrigen por los métodos que se proponen, entonces es posible calcular los indicadores estándares de la VFC en la serie corregida, obteniéndose valores similares a los que se obtendrían si la serie no hubiera tenido artefactos, lo cual es mejor que emplear los indicadores robustos que aunque correlacionan con los indicadores estándares sus valores no son semejantes, y por tanto se dificulta para el personal médico la comparación de resultados obtenidos de series contaminadas con los de series libres de artefactos.

Visto esto, conviene evaluar los métodos propuestos para corregir artefactos a través de los indicadores de la VFC obtenidos de una u otra forma. Para ello, se sigue la siguiente metodología:

Paso 1. Se toma una serie temporal sin artefactos y se calculan los indicadores estándares no robustos SDNN y SDDS por ser dos indicadores muy utilizados en la caracterización de la VFC.

Paso 2. Se contamina la serie con algunos artefactos en forma de FP y FN, y se calculan los indicadores robustos no estándares SDNN10 y SDDS10 reportados en la bibliografía [García-González y Pallàs-Areny, 2001].

Paso 4. Se determina el error relativo (en porcentaje) cometido al calcular cada indicador robusto respecto al indicador estándar no robusto, obteniéndose el error del método “convencional”:

$$e_c = \left| \frac{I_{ROB} - I_{RR}}{I_{RR}} \right| \times 100 \quad (3.18)$$

donde I_{RR} es el valor del indicador estándar en la serie original e I_{ROB} es el valor del indicador robusto en la serie contaminada.

Paso 5. Se corrige la serie por alguno de los métodos propuestos y se calculan los indicadores estándares SDNN y SDDS en la serie ya corregida.

Paso 4. Se determina el error relativo (en porcentaje) cometido al calcular el indicador estándar luego de hacer la corrección de los artefactos por alguno de los métodos propuestos, respecto al indicador estándar en la serie original sin artefactos, mediante la expresión:

$$e_p = \left| \frac{I_{CORR} - I_{RR}}{I_{RR}} \right| \times 100 \quad (3.19)$$

donde I_{RR} es el valor del indicador estándar en la serie original e I_{CORR} es el valor del mismo indicador en la serie corregida.

Desde un punto de vista estadístico, e_C y e_P constituyen muestras de las variables aleatorias E_C y E_P , las que dan cuenta de los errores con que se calcula el indicador correspondiente por los métodos “convencional” y “propuesto”, respectivamente.

Paso 5. Se realiza una prueba pareada de hipótesis sobre las medias (prueba t de Student) de los errores calculados según (3.18) y (3.19). Las medias (muestrales) se calculan según:

$$\begin{aligned} Em_C &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_C(i) \\ Em_P &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_P(i) \end{aligned} \quad (3.20)$$

donde N es la cantidad de muestras (es la cantidad de series temporales usadas en el experimento).

La hipótesis nula (H_0) es que el método propuesto para corregir artefactos es semejante al “convencional”, es decir que las medias de ambas variables aleatorias son iguales, para un nivel de significación $\alpha = 0,05$. La hipótesis alternativa (H_1) es que el método propuesto es mejor que el convencional, dicho en términos de las medias, que la media de E_P es menor que la media de E_C . Es decir que:

$$\begin{aligned} H_0 &: E[E_P] = E[E_C] \\ H_1 &: E[E_P] < E[E_C] \end{aligned} \quad (3.21)$$

En el experimento, se pretende rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis alternativa, con una probabilidad (p) bien pequeña de equivocación al aceptar la hipótesis alternativa si H_0 es falsa.

En una primera etapa, la evaluación se realiza utilizando un cierto número de series temporales RR o S1S1 generadas artificialmente, a las cuales se les añaden algunos artefactos, según se explica en 3.1.4. Si la evaluación resulta favorable al método propuesto, se pasa a una segunda etapa donde se hace la evaluación empleando series obtenidas a partir de señales reales correspondientes a sujetos sanos o con alguna cardiopatía. Estas señales reales pueden ser tomadas de una base de datos (por ejemplo, QTDB) y/o pueden ser adquiridas por el sistema desarrollado durante la investigación y presentado en la sección 2.1. En estas series se insertan algunos artefactos de forma aleatoria, como se explica en 3.1.4. Si la evaluación con series reales resulta favorable al método propuesto, se acepta definitivamente el método propuesto. En cualquier otro caso se rechaza.

3.3.2 Evaluación del método de la corrección semiautomática

El método semiautomático de corrección de artefactos fue evaluado siguiendo la metodología descrita en 3.3.1. Primero se realizó la evaluación utilizando 10 series RR artificiales de corta duración (6 minutos) generadas según se explica en 3.1.4. Para la evaluación con series reales, se emplearon en total 14 series RR procedentes de sujetos sanos (6 hombres y 8 mujeres, edad = $36,9 \pm 12,3$ años). Siete de ellas fueron derivadas de igual número de señales de ECG de la base QTDB (3 hombres y 4 mujeres, edad = $32,1 \pm 7,4$ años). Las otras siete fueron derivadas de señales de ECG de la base desarrollada para la investigación y descrita en 3.1.1 (3 hombres y 4 mujeres, edad = $41,6 \pm 14,9$ años).

A cada una de las series (reales o artificiales) se le añadió un número pequeño de artefactos, 10 en total, en la siguiente forma: 3 FP y 7 FN a la mitad de las series, y 7 FP y 3 FN a la otra mitad. Se realizó la corrección de los artefactos mediante el método semiautomático.

Se calcularon los indicadores SDNN y SDDS en las series originales y en las corregidas, respectivamente, y los indicadores SDNN10 y SDDS10 en las series con artefactos. Con estos valores se determinaron los errores según (3.18) y (3.19), y se realizó la prueba *t* de Student con las medias de estos errores, calculadas según (3.20). En el anexo A2 se pueden consultar los resultados obtenidos en cada serie analizada. La figura 3.9 resume estos resultados.

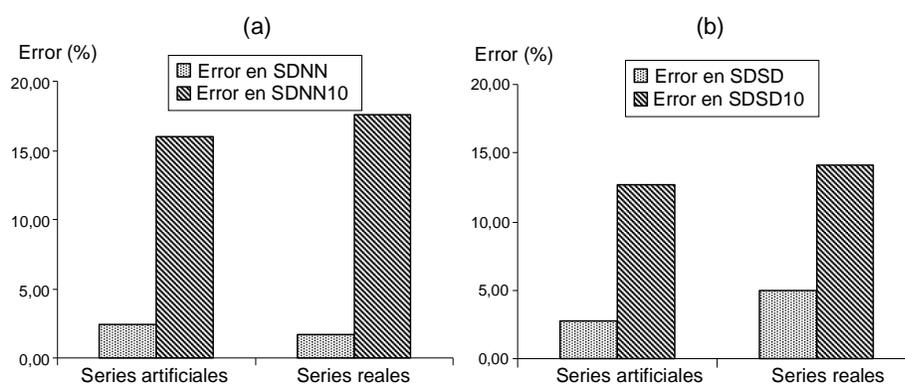


Figura 3.9 Resumen de la evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series artificiales y reales respecto a los indicadores (a) SDNN y SDNN10, y (b) SDDS y SDDS10.

Los resultados mostrados en la figura 3.9 permitieron rechazar la hipótesis nula (el error que se comete al calcular los indicadores estándares luego de corregir artefactos es igual al error que se comente al calcular los indicadores robustos no estándares en la serie con artefactos), y aceptar la hipótesis alternativa (el error que se comete al calcular los indicadores estándares luego de corregir artefactos es menor que el error que se comente al calcular los indicadores robustos no estándares en la serie con artefactos), para un nivel de significación $\alpha = 0,05$. Las probabilidades de error asociadas a cada prueba resultaron muy pequeñas (menos de 0,0001).

Esto indica que se pueden utilizar satisfactoriamente los indicadores estándares, que son de gran aceptación por el personal asistencial, para evaluar la serie temporal con artefactos

corregidos mediante el método aquí evaluado, con un error muy pequeño.

3.3.3 Evaluación del método de la corrección gaussiana

La evaluación del método de la corrección gaussiana de artefactos se realizó siguiendo la metodología expuesta en 3.3.1. Se emplearon las mismas series temporales reales y artificiales utilizadas para evaluar el método semiautomático de corrección de artefactos (ver sección 3.3.2 para conocer las características de las series),

Dada las características del método que se quiere evaluar, nos pareció conveniente analizar la influencia de la normalidad de las series sobre la efectividad del método. A tales efectos, a todas las series reales se les realizaron las pruebas de normalidad (las series artificiales ya tienen distribución normal) de Kolmogorov-Smirnov y de Lilliefors, empleando las funciones que brinda el programa Matlab v7.0. Al analizar la normalidad de 45 series RR de la base de señales de la investigación (27 hombres y 18 mujeres, edad = $39,5 \pm 12,3$ años), solamente 5 series no pasaron ninguna prueba de normalidad, 40 pasaron al menos 1 prueba (Kolmogorov-Smirnov) y 22 pasaron al menos 2 pruebas (la anterior y la de Lilliefors). Las mismas pruebas se realizaron a las 10 series de la base QTDB: 7 no pasaron ninguna prueba y 3 pasaron al menos 1 prueba. Los resultados de las pruebas de normalidad se pueden consultar en las tablas A2.9 y A2.10 del anexo A2.

Finalmente se tomaron 14 series para las pruebas con series reales: 7 series derivadas de señales de ECG de la base de datos QTDB que no pasaron ninguna prueba de normalidad, y 7 series derivadas de las señales de la base de señales descrita en 3.1.1 que pasaron todas las pruebas. Se observó que el error relativo de los indicadores estándares en las series que no pasaron ninguna de las pruebas de normalidad, resultó comparable con el obtenido en

las restantes series (ver tablas A2.7 y A2.8 del anexo A2), por lo que se puede afirmar que, aun en presencia de series que se apartan de la distribución normal, el método continúa siendo válido. Por esto, la condición de normalidad de la serie RR parece ser una condición suficiente pero no necesaria para la aplicación del método propuesto para corregir artefactos.

En la figura 3.10 se presenta gráficamente un resumen de los resultados obtenidos con este método. Estos resultados mostrados permitieron rechazar la hipótesis nula (el error que se comete al calcular los indicadores estándares luego de corregir artefactos es igual al error que se comete al calcular los indicadores robustos no estándares en la serie con artefactos), y aceptar la hipótesis alternativa (el error que se comete al calcular los indicadores estándares luego de corregir artefactos es menor que el error que se comete al calcular los indicadores robustos no estándares en la serie con artefactos), para un nivel de significación $\alpha = 0,05$. Las probabilidades de error asociadas a cada prueba resultaron muy pequeñas (menos de 0,0001).

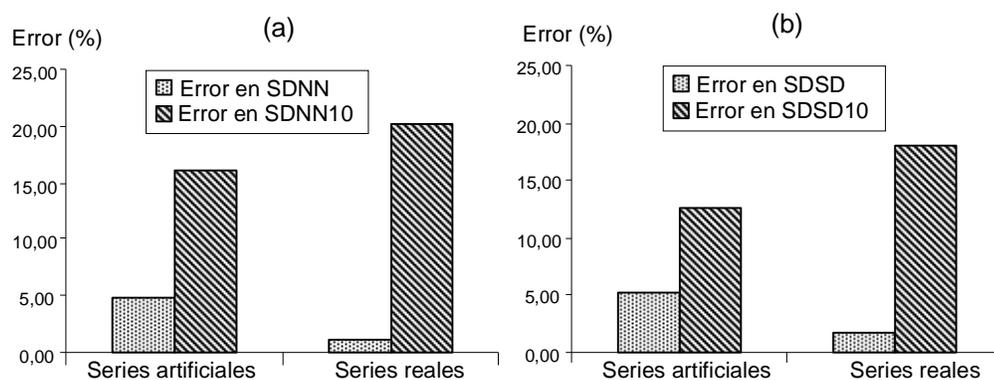


Figura 3.10 Resumen de la evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana en series artificiales y reales respecto a los indicadores (a) SDNN y SDNN10, y (b) SDSD y SDSD10.

El método de la eliminación gaussiana permite calcular satisfactoriamente los indicadores estándares a partir de la serie con artefactos, independientemente de su normalidad. Esta

forma de calcular los indicadores de la VFC en series con artefactos es preferible a usar los indicadores robustos propuestos en [García-González y Pallàs-Areny, 2001] cuyos valores se apartan notablemente de los valores de los indicadores estándares, para evaluar el comportamiento de la serie.

3.3.4 Evaluación del método de la corrección por triangulación

La evaluación del método de corrección de artefactos por triangulación de áreas en el histograma de la serie se realizó siguiendo la metodología expuesta en 3.3.1. El método se evaluó con series de corta y larga duración. Las series RR artificiales de corta duración (6 minutos) se generaron con distribución normal según se explica en 3.3.1. Los resultados de la evaluación en series cortas son semejantes a los obtenidos al evaluar los métodos semiautomático y de eliminación gaussiana (secciones 3.3.2 y 3.3.3), y han sido presentados en [Vázquez-Seisdedos y col., 2004b; Vázquez-Seisdedos y col., 2005]. En esta sección se presentan los resultados obtenidos al evaluar en series de larga duración [Vázquez-Seisdedos y col., 2007b]. Se sintetizaron 2 series RR artificiales de 27 000 latidos (6 horas con $RR_{\text{medio}} = 800$ ms), siguiendo el procedimiento explicado en 3.1.4. Una de las series fue generada con distribución normal ($\mu = 800$ ms, $\sigma = 50$ ms) y la otra, con un histograma con varios picos ligeramente desplazados, obtenidos al combinar dos distribuciones normales y una uniforme. Ambas series se contaminan con: (a) 150 FP, (b) 150 FN, (c) 100 FP y 50 FN y (d) 50 FP y 100 FN, dando lugar a un total de 8 series artificiales. Los artefactos se sitúan en posiciones aleatorias dentro de la serie siguiendo una ley de distribución uniforme.

Las series reales utilizadas proceden de un grupo de 10 pacientes (53 ± 11 años) que habían sufrido infarto agudo del miocardio con más de 48 horas de evolución y que no presentaban

bloqueo A-V ni episodios de fibrilación auricular. Para cada paciente se registró el ECG con un sistema telemétrico de 3 canales, con frecuencia de muestreo $f_s = 1000$ Hz [Vázquez-Seisdedos, 2000]. Se realizó la corrección visual en un segmento de 6 horas de poca incidencia de artefactos (período de sueño). A cinco de las series se les añadieron 50 FP y 100 FN y a las otras cinco series se les añadieron 100 FP y 50 FN, al igual que las series artificiales.

Se comparó el comportamiento de los indicadores estadísticos SDNN y SDDSD en la serie original sin artefactos y en la serie con los artefactos corregidos, así como los indicadores robustos SDNN10 y SDDSD10 en las series con artefactos, y se determinaron los errores relativos porcentuales de cada indicador según (3.18) y (3.19). En la figura 3.11 se presenta el resumen de los resultados obtenidos, y en el anexo A2 se pueden consultar en detalle los valores obtenidos con cada serie.

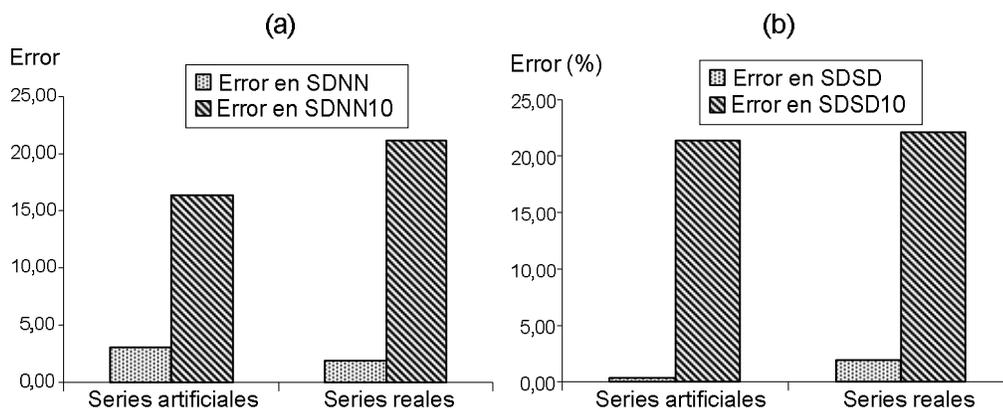


Figura 3.11 Resumen de la evaluación del método de corrección de artefactos con triangulación de áreas en el histograma en series artificiales y reales respecto a los indicadores (a) SDNN y SDNN10, y (b) SDDSD y SDDSD10.

Los resultados mostrados en la figura 3.11 permitieron rechazar la hipótesis nula (el error que se comete al calcular los indicadores estándares luego de corregir artefactos es igual al error que se comente al calcular los indicadores robustos no estándares en la serie con arte-

factos), y aceptar la hipótesis alternativa (el error que se comete al calcular los indicadores estándares luego de corregir artefactos es menor que el error que se comente al calcular los indicadores robustos no estándares en la serie con artefactos), para un nivel de significación $\alpha = 0,05$. Las probabilidades de error asociadas a cada prueba resultaron muy pequeñas (menos de 0,01).

3.3.5 Conclusiones parciales

Se evaluaron los tres métodos propuestos para corregir artefactos y calcular indicadores de la VFC, comprobándose que en todos ellos los valores obtenidos de los indicadores de la VFC son muy parecidos a los estándares, lo cual es preferible a calcular indicadores robustos como los planteados en [García-González y Pallàs-Areny, 2001] cuyos valores difieren notablemente de los estándares, lo cual dificulta la comparación entre series contaminadas y no contaminadas con artefactos.

El método de la corrección gaussiana es un método automático de poca carga computacional. La ausencia o presencia de normalidad en la serie temporal, no parece ser un factor de consideración al aplicar este método para corregir artefactos y calcular indicadores de la VFC.

El método de corrección por triangulación plantea la posibilidad exitosa de utilizar la triangulación de áreas en la eliminación de las colas del histograma de la serie temporal, lo cual constituye un aporte en la aplicación de este método, que ha sido utilizado en la detección de inicios y finales de ondas en este trabajo y en otros anteriores [Vázquez-Seisdedos, 2000].

3.4 Análisis de la VFC mediante el PCG

La variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC) se obtiene tradicionalmente de la serie temporal RR del ECG. En esta tesis se han presentado métodos robustos al ruido y exactos para determinar la posición del sonido S1 en el PCG, lo cual sugiere investigar el parecido entre la serie S1S1 construida a partir de las posiciones de los sonidos S1 obtenidas por uno de estos métodos y la serie RR. Si fueran muy parecidas, ambas podrían aportar la información similar para el análisis de la VFC.

3.4.1 Propuesta

Sean S1S1p (p - propuesta) la serie temporal S1S1 construida a partir de las posiciones de los sonidos S1 determinadas mediante el método de la plantilla gaussiana, y S1S1c (c - convencional) la serie S1S1 construida a partir de las posiciones de S1 tomadas en los puntos de energía máxima en la envolvente de S1. Las hipótesis que se quieren demostrar en esta sección son:

- El parecido entre las series RR y S1S1p es mayor que entre RR y S1S1c.
- Se puede utilizar la serie S1S1p para calcular indicadores de la VFC con un error razonablemente pequeño.

Para evaluar la validez de la hipótesis a) se cuantifica la diferencia promedio entre las series RR y S1S1 mediante la diferencia media cuadrática en porcentaje (*PRD*: Percent Root Mean Square Difference):

$$PRD(S1S1, RR)|_{\%} = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (S1S1(i) - RR(i))^2}{\sum_{i=1}^N (RR(i))^2} \right]^{1/2} \times 100 \quad (3.22)$$

donde N es el número de términos de las series RR y S1S1p o S1S1c según el caso. El experimento se realizará con $K = 35$ registros seleccionados aleatoriamente de la base de señales ECG y PCG de la investigación (presentada en 3.1.1). En cada registro se calcula una pareja de coeficientes: $PRD_c = PRD(S1S1c, RR)$ y $PRD_p = PRD(S1S1p, RR)$. Con ellos se realiza una prueba de hipótesis sobre las medias, donde la hipótesis nula (H_0) es que las medias de los coeficientes PRD_c y PRD_p son iguales, y se rechaza frente a la hipótesis alternativa (H_1) consistente en que la media de PRD_p es menor que la media de PRD_c , con una probabilidad $p \ll 1$ de equivocación al rechazar H_0 y aceptar H_1 .

La hipótesis b) se comprobará con indicadores de la VFC calculados en los registros de la base de señales reales de la investigación. Se han escogido los indicadores estadísticos SDNN, SDDSD de uso común en la caracterización de la VFC [Malik y col., 1996]. Cada indicador se calcula tanto a partir de la serie RR (SDNNc, SDDSDc) como de la serie S1S1p (SDNNp, SDDSDp), en cada uno de los $K = 35$ registros de la base de señales reales de la investigación. En el conjunto de registros utilizados, el error promedio cometido al calcular un indicador a partir de la serie S1S1 respecto a RR, se cuantifica con la diferencia media cuadrática en porcentaje calculada según (3.22), es decir, $PRD(I_p, I_c)$, donde $I_p(i)$ es el indicador calculado a partir de la serie S1S1p, e $I_c(i)$ es el mismo indicador calculado a partir de la serie RR, ambos en el registro i ($i = 1, 2, \dots, K$).

El parecido entre indicadores calculados a partir de una y otra serie se visualiza mediante gráficos de dispersión (SDNNp vs. SDNNc, SDDSDp vs. SDDSDc) que muestran todos los valores de los indicadores en los K registros empleados.

3.4.1 Resultados

Los resultados obtenidos al evaluar la hipótesis a) con señales reales se resumen en la figura 3.12. Puede observarse que como promedio, la diferencia entre las series RR y S1S1c es mayor que entre RR y S1S1p, lo cual se cuantifica en los valores de $PRD_c = 1,6154$ y $PRD_p = 1,0736$. La prueba de hipótesis realizada con las medias, permitió rechazar la hipótesis nula y aceptar la alternativa (que la media de PRD_p es menor que la media de PRD_c), con una probabilidad de equivocación al hacer esto de valor $p = 8,17E-09$. En la tabla A3.1 del anexo A3 pueden consultarse los valores de PRD obtenidos en cada registro utilizado.

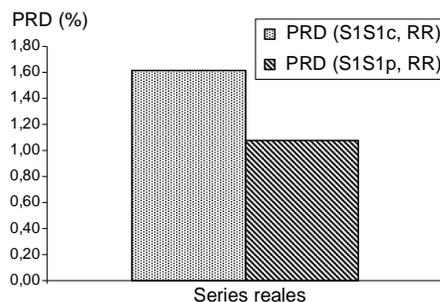


Figura 3.12 Diferencia Media Cuadrática (PRD) entre las series S1S1c y S1S1p y la serie RR en registros reales procedentes de sujetos sanos.

Al evaluar la hipótesis b), comparando los indicadores SDNN y SDDSD calculados a partir de la serie RR y la serie S1S1p, se obtuvieron los valores de PRD siguientes: $PRD(SDNN_p, SDNN_c) = 4,8642 \%$, y $PRD(SDDSD_p, SDDSD_c) = 17,4799 \%$. En la tabla A3.2 del anexo A3 se pueden consultar los valores de los indicadores en cada uno de los registros de señales reales utilizados. La figura 3.13 muestra gráficamente la relación entre los indicadores calculados a partir de las series RR y S1S1p, observándose la gran similitud entre ellos.

De la observación de la figura 3.13 y teniendo en cuenta los valores de PRD obtenidos, se puede afirmar que es posible calcular los indicadores SDNN y SDDSD a partir de la serie

temporal S1S1 del PCG, con un error relativamente pequeño, especialmente en el caso del indicador SDNN.

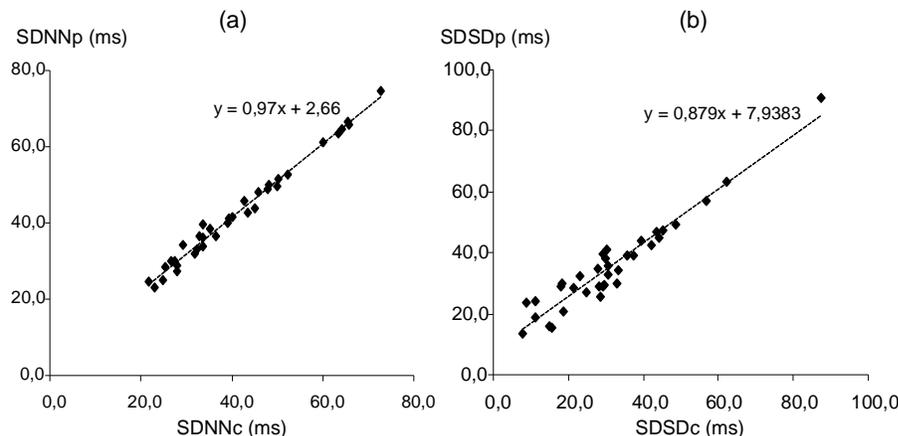


Figura 3.13 Gráficos de dispersión que muestran la relación entre indicadores de la VFC, y rectas de regresión lineal.

3.4.2 Conclusiones parciales

Se puede concluir que es posible calcular los indicadores SDNN y SDSD para analizar la VFC en sujetos sanos a partir de la serie S1S1 del PCG con resultados muy similares a los que se obtienen cuando se utiliza la serie RR del ECG como señal de partida. Esta afirmación se sustenta la gran similitud entre indicadores SDNN calculados partir de S1S1p y RR, y la similitud algo menor en el caso del indicador SDSD. Este resultado abre la posibilidad de analizar la VFC mediante el PCG, en lugar de hacerlo con el ECG, lo cual trae ventajas prácticas y económicas respecto a utilizar la señal de ECG, dada la sencillez y economía que caracterizan la adquisición del PCG.

3.5 Conclusiones del capítulo

Para desarrollar los experimentos de la investigación, (a) se creó una base de señales reales de ECG y PCG con 47 registros (19 mujeres y 28 años) de hasta 5 minutos de duración,

procedentes de sujetos sanos con edades comprendidas entre los 19 y 68 años; (b) se crearon señales de ECG y PCG casi-artificiales a partir de latidos modelos en las señales reales, con diferentes niveles de ruido de fondo; y (c) se sintetizaron series RR (o S1S1) artificiales de corta y larga duración, con y sin artefactos, todas ellas con distribución normal y con una variabilidad temporal sinusoidal simulando el efecto de la respiración de un sujeto sano sobre la serie.

Se evaluó la robustez al ruido de los tres métodos propuestos en el capítulo 2 para la extracción de parámetros del sonido S1. De esta evaluación se puede concluir que para determinar la posición media del sonido S1, el método de la plantilla gaussiana es el más robusto a ruido y el más exacto al proporcionar los resultados más cercanos a los obtenidos por un experto humano. Para determinar las posiciones de inicio y final de S1, así como su duración, el método basado en la triangulación de áreas es el más robusto a ruido.

Se evaluaron los tres métodos propuestos para corregir artefactos y calcular indicadores de la VFC, comprobándose que en todos ellos los valores obtenidos de los indicadores de la VFC son muy parecidos a los estándares, lo cual es preferible a calcular indicadores robustos como los planteados en [García-González y Pallàs-Areny, 2001] cuyos valores difieren notablemente de los estándares, lo cual dificulta la comparación entre series contaminadas y no contaminadas con artefactos. El método de la corrección gaussiana es un método automático de poca carga computacional. La ausencia o presencia de normalidad en la serie temporal, no parece ser un factor de consideración al aplicar este método para corregir artefactos y calcular indicadores de la VFC. El método de corrección por triangulación plantea la posibilidad exitosa de utilizar la triangulación de áreas en la eliminación de las colas del

histograma de la serie temporal, lo cual constituye un aporte en la aplicación de este método.

En cuanto al análisis de la VFC mediante el PCG, se puede concluir que es posible calcular los indicadores SDNN y SDDSD en sujetos sanos a partir de la serie S1S1 del PCG con resultados muy similares a los que se obtienen cuando se utiliza la serie RR del ECG como señal de partida. Esta afirmación se sustenta en la poca diferencia en valor entre los indicadores SDNN y SDDSD calculados a partir del PCG y los mismos indicadores calculados a partir del ECG. Estos resultados abren la posibilidad de realizar el análisis de la VFC mediante el PCG, en lugar del ECG, lo cual trae ventajas prácticas y económicas respecto al utilizar la señal de ECG, dada la sencillez y economía que caracterizan la adquisición del PCG.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este trabajo se ha demostrado la hipótesis de que si se detectan con exactitud y robustez al ruido los instantes de ocurrencia de los sonidos S1, es posible mejorar la evaluación de la cronometría del ciclo cardíaco mediante el PCG.

Se ha alcanzado el objetivo general de la investigación pues se han desarrollado métodos para mejorar en exactitud y robustez al ruido, la medición de la duración y variabilidad del ciclo cardíaco usando el PCG, lo cual proporciona una base adecuada al análisis de la VFC mediante el PCG.

Se han alcanzado los objetivos específicos de la tesis pues:

- Se han propuesto y evaluado tres nuevos métodos para determinar con mayor exactitud y robustez al ruido que los convencionales, la posición del sonido cardíaco S1. Para determinar la posición media del sonido S1, el método de la plantilla gaussiana es el más robusto a ruido y el más exacto al proporcionar los resultados más cercanos a los obtenidos por un experto humano. Para determinar las posiciones de inicio y final de S1, así como su duración, el método basado en la triangulación de áreas es el más robusto a ruido.
- Se han propuesto y evaluado tres nuevos métodos para corregir los artefactos, cuya aplicación a las series temporales RR y S1S1 contaminadas con artefactos permiten corregirlos y calcular satisfactoriamente los indicadores de la VFC, mejorando lo

reportado en la bibliografía en este aspecto. El método de la corrección gaussiana es un método automático de poca carga computacional, en el cual la ausencia o presencia de normalidad en la serie temporal, no parece ser un factor de consideración. El método de corrección por triangulación plantea la posibilidad exitosa de utilizar la triangulación de áreas en la eliminación de las colas del histograma de la serie temporal, lo cual constituye un aporte en la aplicación de este método. Los métodos propuestos para corregir artefactos y calcular indicadores de la VFC permiten obtener valores de los indicadores de la VFC muy parecidos a los estándares, lo cual es preferible a calcular indicadores robustos cuyos valores difieren notablemente de los estándares.

- En una evaluación preliminar en sujetos sanos y con dos indicadores de la VFC, se obtuvieron resultados satisfactorios en el uso de la serie S1S1 del PCG para analizar la VFC en sujetos sanos. Este resultado abre la posibilidad de realizar el análisis de la VFC mediante el PCG, en lugar del ECG, lo cual trae ventajas prácticas y económicas respecto a utilizar la señal de ECG, dada la sencillez y economía que caracterizan la adquisición del PCG.

También, en el marco de la investigación se desarrolló un sistema de adquisición de señales de ECG y PCG con respuesta de fase lineal. Con las señales adquiridas con este sistema, se creó una base de señales de sujetos supuestamente sanos, que sirvió básicamente para realizar los experimentos y demostrar la hipótesis planteada.

Se recomienda que los métodos desarrollados en esta tesis para extraer parámetros del sonido S1 sean evaluados con una muestra mayor de señales y que se evalúen con señales de

PCG que contengan soplos inocentes o patológicos, dada la no despreciable existencia de estos fenómenos en la señal de PCG.

Se recomienda evaluar el empleo del PCG para analizar la VFC en sujetos con alguna patología, como por ejemplo, el infarto del miocardio.

Se recomienda analizar el comportamiento de otros indicadores temporales y espectrales de la VFC calculados a partir de la serie S1S1 del PCG, con el objetivo de completar la evaluación del empleo del PCG para analizar la VFC.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[ANSI/AAMI, 1998] ANSI/AAMI EC38. Ambulatory electrocardiographs. American National Standard/ Association for the Advancement of Medical Instrumentation, 1998: 1–14, 1998.

[Arand y col., 2007] Arand P et al. Combined ECG and Heart Sounds Parameters Identify Patients with Systolic Dysfunction with or without Elevated Pressure. *Journal of Cardiac Failure* Vol. 13 No. 6 Suppl. 2007. pp-S184.

[Bendat y Piersol, 2000] Bendat JS, Piersol AG. *Random Data: Analysis and Measurement Procedures*. Third edition. John Wiley & Sons, Inc., New York, 2000. ISBN: 0-471-31733-0.

[Choi y Jiang, 2008] Choi S, Jiang Z. Comparison of envelope extraction algorithms for cardiac sound signal segmentation. *Expert Systems with Applications* 34 (2008) pp. 1056–1069.

[Couzic y col., 1998] Couzic M., Durand, L-G, Guardo R. “Development of a cardiac acoustic mapping system”, *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 36, July, 1998, pp. 431-437.

[Debbal y Bereksi-Reguig, 2008] Debbal SM, Bereksi-Reguig F. Computerized heart sounds analysis. *Computers in Biology and Medicine* 38 (2008) pp. 263–280.

[Dokur y Ölmez, 2007] Dokur Z, Ölmez T. Feature determination for heart sounds based on divergence analysis. *Digital Signal Process.* (2007), doi:10.1016/j.dsp.2007.11.003

[Durand y Pibarot, 1995]. Durand L-G, Pibarot P. Digital signal processing of the phonocardiogram: review of the most recent advancements. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 23 (2/4): 163-219, 1995.

[El-Segaier y col., 2005] El-Segaier M, Lilja O, Lukkarinen S, Sornmo L, Sepponen R, Pesonen E. Computer-Based Detection and Analysis of Heart Sound and Murmur. *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 33, No. 7, July 2005, pp. 937–942.

[Ergen y Tatar, 2001] Ergen B, Tatar Y. The analysis of heart sounds based on linear and high order statistical methods. *Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference*, October 25-28, Istanbul, Turkey, 2001, pp. 2139-2141.

[Espinel y Mengana, 2002] Espinel A, Mengana R. Nueva herramienta para la corrección de artefactos en el ECG ambulatoria. Trabajo de Diploma. Universidad de Oriente, Julio de 2002.

[Feldman y Braun, 1997] Feldman M, Braun S. Description of free responses of SDOF systems via the phase plane and Hilbert transform: The concepts of envelope and instantaneous frequency. *Proceedings of SPIE*, Orlando, Florida, vol. 3089, 1997, pp. 973–979.

[Fishleder, 1978] Fishleder, BL. Exploración cardiovascular y fonomecanocardiografía clínica. 2da. edición. La Prensa Médica Mexicana. México D.F. 1978.

[Gamero y Watrous, 2003] Gamero LG, Watrous R. Detection of the first and second heart sound using probabilistic models. *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, Cancun, Mexico, September 17-21, 2003, pp. 2877-2880.

[García-González y col., 2000] García-González MA, Vázquez-Seisdedos CR, Pallàs-Areny R. Variations in breathing patterns increase low frequency contents in HRV spectra. *Physiol. Meas.*, vol. 21, pp. 417–423, 2000.

[García-González y Pallàs-Areny, 2001] García-González MA, Pallàs-Areny R. A novel robust index to assess beat-to-beat variability in heart rate time-series analysis. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2001, 48(6): pp. 617-21

[García-González, 1998] García González MA. Estudio de la variabilidad del ritmo cardíaco mediante técnicas estadísticas, espectrales y no lineales. Tesis doctoral. Universidad Politécnica de Cataluña, 1998.

[Gill y col., 2005] Gill D, Gavrieli N, Intrator N. Detection and identification of heart sounds using homomorphic envelopogram and self-organizing probabilistic model. *Computers in Cardiology 2005*; 32: 957-960.

[Groch y col., 1992] Groch MW, Domnanovich JR, Erwin WD. A new heart-sounds gating device for medical imaging. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 39(3):307–310, March 1992.

[Haghighi-Mood y Torry, 1995] Haghighi-Mood A, Torry JN. A sub-band tracking algorithm for heart sound segmentation. *Computers en Cardiology 1995*, pp. 501-504.

[Iwata y col., 1980] Iwata A, Ishii N, Suzumura N, Ikegaya K. Algorithm for detecting the first and the second heart sounds by spectral tracking. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 18:19–26, January 1980.

[Jiang y Choi, 2006] Jiang Z, Choi S. A cardiac sound characteristic waveform method for in-home heart disorder monitoring with electric stethoscope. *Expert Systems with Applications*, 31(2), 2006, pp. 286–298.

- [Jiménez y col., 1999] Jimenez A, Ortiz MR, Peña MA, Charleston S, Aljama AT, González R. The use of wavelet packets to improve the detection of cardiac sounds from the fetal phonocardiogram. *Computers in Cardiology* 1999, Page(s): 463 -466, 1999.
- [Jiménez y col., 2001] Jiménez A, Ortiz MR, Peña MA, Charleston S, González R, Aljama AT, Carrasco S. Performance of a method to generate fetal cardiograms using fetal phonocardiography. *Computers in Cardiology* 2001, pp. 453-456, 2001.
- [Kara y col., 2006] Kara S, Kemaloglu S, Kirbas S. Low-Cost Compact ECG With Graphic LCD and Phonocardiogram System Design. *J Med Syst* (2006) 30:205–209.
- [Kumar y col., 2006] Kumar D, Carvalho P, Antunes M, Henriques J, Eugénio L, Schmidt R, Habetha J. Detection of S1 and S2 Heart Sounds by High Frequency Signatures. Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference, New York City, USA, Aug 30-Sept 3, 2006.
- [Kurnaz y Ölmez, 2002] Kurnaz MN, Ölmez T. Determination of features for heart sounds by using wavelet transforms. Proceedings of the 15th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS 2002), pp. 155-158, 2002.
- [Laguna y col., 1997] Laguna P, Mark RG, Goldberger A, Moody GB. A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG. *Computers in Cardiology*. IEEE Computer Society Press, pp. 673-676, 1997.
- [Lehner y Rangayyan, 1987] Lehner RJ, Rangayyan RM. A three-channel microcomputer system for segmentation and characterization of the phonocardiogram. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 34(6):485–489, June 1987.
- [Li y col., 1995] Li C, Zheng C, Tai C. Detection of ECG Characteristic Points using wavelet transform. *IEEE Trans. Biomed. Engineering*, 42 (1): 21–28, 1995.

[Liang y col., 1997a] Liang H, Lukkarinen S, Hartimo I. Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopgram. *Computers in Cardiology* 1997, pp. 105-108.

[Liang y col., 1997b] Liang H, Lukkarinen S, Hartimo I. A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction. *Proceedings – 19th International Conference – IEEE/EMBS Oct. 30 – Nov. 2, 1997, Chicago, IL. USA*, pp. 1630-1633.

[Liang y col., 1998] Liang H, Lukkarinen S, Hartimo I. A boundary modification method for heart sound segmentation algorithm. *Computers in Cardiology*, volume 25, pp. 593–595, 1998.

[Liang y Hartimo, 1998a] Liang H, Hartimo I. A feature extraction algorithm based on wavelet packet decomposition for heart sound signals. *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Frequency and Time-Scale Analysis*, Oct. 6-9, 1998, pp. 93 -96.

[Liang y Hartimo, 1998b] Liang H, Hartimo I. A heart sound feature extraction algorithm based on wavelet decomposition and reconstruction. *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE/EMBS*, Oct. 29 – Nov. 1, 1998, Vol. 20, No. 3 , pp.1539-1542.

[Lukkarinen y col., 1996] Lukkarinen S, Coronen P, Angerla A, Nojonen A-L, Sikio K, Sepponen R. Multimedia personal computer based phonocardiography. *Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE/EMBS*, vol. 5 , pp. 2303 -2304, Amsterdam, 31 Oct. – 3 Nov. 1996.

[Lukkarinen y col., 1997] Lukkarinen S, Nojonen A-L, Sikio K, Angerla A. A new phonocardiographic recording system, *Computers in Cardiology* 1997, Vol. 24, pp. 117-120.

[Luo y Wang, 2000] Luo H, Wang Z. Algorithms development for systolic time intervals and clinical assessment of cardiac function. Proceedings of the 22nd Annual International Conference of the IEEE/EMBS, vol. 2, pp. 966-969, 2000.

[Magrans y col., 2005] Magrans Nicieza R, Romero Pérez D, Valdés Pérez FE. Herramienta para el análisis del fonocardiograma. XII Simposio de Ingeniería Eléctrica SIE 2005. Santa Clara, Cuba, 18 al 23 de junio de 2005. [ISBN: 959250201-3]

[Magrans y col., 2006] Magrans Nicieza R, Romero Pérez D, Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR. Herramienta para el análisis conjunto del electrocardiograma y fonocardiograma. Conferencia internacional FIE'06. Santiago de Cuba, 12 al 14 de julio de 2006. [ISBN: 84-00-08424-1].

[Makela y col., 2002] Makela T et al. A review of cardiac image registration methods. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 21, No. 9, Sept. 2002, pp. 1011 – 1021.

[Malarvili y col., 2003] Malarvili MB, Kamarulafizam I, Hussain S, Helmi D. Heart sound segmentation algorithm based on instantaneous energy of electrocardiogram. Computers in Cardiology 2003, 30: 327-330.

[Malik y col., 1996] Malik M et al. “Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use”, Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology, European Heart Journal, vol.17, March 1996, pp. 354-381.

[Martínez-Alajarín y Ruiz-Merino, 2005] Martínez-Alajarín J, Ruiz-Merino R. Efficient method for events detection in phonocardiographic signals. Proceedings of SPIE vol. 5839, 2005, pp. 398-409.

[Myint y Dillard, 2001] Myint WW, Dillard B. An electronic stethoscope with diagnosis capability, Proc. 33rd Southeastern Symposium on System Theory, Marzo 2001, pp. 133-137.

[Nascimento y col., 2003] Nascimento J, Marques JS, Sanches J. Estimation of cardiac phases in echographic images using multiple models. Proceedings International Conference on Image Processing. 14-17 Sept. 2003. pp. II - 149-152 vol.3

[Northrop, 2003] Northrop RB. Signals and Systems Analysis in Biomedical Engineering. CRC Press, Boca Raton, 2003. ISBN: 0-8493-1557-3.

[Omran y Tayel, 2004] Omran S, Tayel M. A heart sound segmentation and feature extraction algorithm using wavelets. First International Symposium on Control, Communications and Signal Processing, IEEE, 2004, pp. 235 – 238.

[Oskiper y Watrous, 2002] Oskiper T, Watrous R. Detection of the First Heart Sound using a Time-Delay Neural Network. Computers in Cardiology 2002, 29, pp.537-540.

[Paganini y col., 1986] Paganini M et al. Power Spectral Analysis of Heart Rate and Arterial Pressure Variabilities as a Marker of Sympatho-Vagal Interaction in Man and Conscious Dog. Circulation Research, 1986, vol. 59, pp.178-193.

[Pallàs-Areny y Webster, 1993] Pallàs-Areny R, Webster JG. AC Instrumentation Amplifier for Bioimpedance Measurements. IEEE Trans. On Biomedical Engineering, Vol. 40, No. 8, August 1993, pp. 830-833.

[Rajan y col., 2006] Rajan S, Budd E, Stevenson M, Doraiswami R. Unsupervised and uncued segmentation of the fundamental heart sounds in phonocardiograms using a time-scale representation. Proceedings of the 28th IEEE/EMBS Annual International Conference, New York City, USA, Aug 30-Sept 3, 2006, pp. 3732-3735.

[Ramos-Castro y col., 2000] Ramos Castro J, Vázquez Seisedos C, Pallàs Areny R. Sistema de telemetría de tres canales para monitorización ambulatoria del ECG. Seminario Anual de Automática, Electrónica Industrial e Instrumentación SAAEII'00, Terrassa, España, Septiembre 12–14, 2000. Libro de Actas, págs.335-338.

[Rangayyan y Lehner, 1988] Rangayyan RM, Lehner RJ. Phonocardiogram signal analysis: a review. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 15, no. 3, pp. 211-236, 1988.

[Spinelli y col., 2003] Spinelli EM, Pallàs-Areny R, Mayosky MA. AC-coupled front-end for biopotencial measurements. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 50 (3), pp.391-95, marzo 2003.

[Tan y Moghavvemi, 2000] Tan BH, Moghavvemi M. Real time analysis of Fetal Phonocardiography. *TENCON 2000. Proceedings* , Volume: 2 , vol.2, Pages 135 -140, 2000.

[Tavel, 2006] Tavel ME. Cardiac Auscultation: A Glorious Past—And It Does Have a Future! *Circulation*, 2006;113;1255-1259.

[Tilkian y Conover, 2001] Tilkian AG, Conover MB. *Understanding Heart Sounds and Murmurs*, Fourth edition. W. B. Saunders Company, Philadelphia, 2001, ISBN 0-7216-7643-X.

[Torres-Pereira y col., 1997] Torres-Pereira L, Ruivo P, Torres-Pereira C, Couto C. A non-invasive telemetric heart rate monitoring system based on phonocardiography. *Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE '97)*, 7-11 Julio, 1997, vol.3, pp. 856-859.

[Torry, 2003] Torry JN. Heart sound analysis comparing wavelet and autoregressive techniques. *Computers in Cardiology* 2003; 30; 657-660.

[Tortora y Grabowski, 2000] Tortora GJ, Grabowski SR. Principles of Anatomy and Physiology, Ninth edition. John Wiley & Sons, INC. 2000, ISBN 0-471-36692-7.

[Valdés-Pérez y col, 2002a] Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Vázquez Seisdedos CR. Herramientas para el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca. Conferencia Internacional en Telecomunicación, Electrónica y Control TE-LEC'02. Santiago de Cuba, 17 al 19 de julio de 2002.

[Valdés-Pérez y col., 2002b] Valdés Pérez FE, Pallàs Areny R, Malleuve Palancar JR, Vázquez Seisdedos CR. Nuevo método para corregir artefactos en el análisis temporal de la variabilidad de la frecuencia cardíaca. XX Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica. Zaragoza, 27 al 29 de noviembre de 2002. Libro de Actas, pp. 333-336. [ISBN: 84-600-9818-4].

[Valdés-Pérez y col., 2003a] Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Vázquez Seisdedos CR. Corrección automática de artefactos en series temporales. V Congreso de la sociedad Cubana de Bioingeniería Habana 2003. La Habana, 10 al 13 de junio de 2003. [ISBN: 959-212-095-1© 2003]

[Valdés-Pérez y col., 2003b] Valdés Pérez FE, Casas O, Vázquez Seisdedos CR. Análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca mediante el fonocardiograma. Onceno Simposio de Ingeniería Eléctrica SIE 2003. Santa Clara, Cuba, 19 al 21 de noviembre del 2003. [ISBN: 959-250-099-1].

[Valdés-Pérez y col., 2006] Valdés Pérez FE, Valdés Villarrubia F, Llanes Tamayo J, Vázquez Seisdedos CR. Nuevo sistema para adquirir el electrocardiograma y el fonocardiograma. Conferencia internacional FIE'06. Santiago de Cuba, 12 al 14 de julio de 2006. [ISBN: 84-00-08424-1].

[Valdés-Pérez y col., 2007a] Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Vázquez Seisdedos CR. Corrección automática de artefactos en series temporales. *Revista Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*. Vol. XXVIII, No. 3, Año 2007, pp.59-63.

[Valdés-Pérez y col., 2007b] Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR, Moreno ED, Yared G. Determinación de la posición del sonido S1 por promediado de puntos en la energía del fonocardiograma. IV Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica CLAIB 2007. Isla Margarita, Venezuela. 26 al 28 de septiembre de 2007. [ISBN: 979-980-7062-12-1] . Springer Berlin Heidelberg, ed. V Latin American Congress on Biomedical Engineering 2007, Bioengineering Solutions for Latin America Health, IFMBE Proceedings 18, pp. 145–149, 2007. [ISSN: 1680-0737]

[Valdés-Pérez y Vázquez-Seisdedos, 2007] Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR. Detección del sonido S1 por promediado de puntos en el fonocardiograma. VI Congreso Internacional de Informática en Salud, XII Convención Informática 2007, La Habana, 12 al 16 de febrero de 2007. [ISBN: 978-959-286-002-5].

[Valdés-Pérez y Vázquez-Seisdedos, 2008] Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR. Extracción de parámetros del sonido cardíaco S1 por comparación de la envolvente del PCG con una plantilla gaussiana. Conferencia Internacional FIE'08. Santiago de Cuba, 14 al 16 de julio de 2008. [ISBN: 978-84-00-08680-0].

[Valdés-Villarrubia y Llanes-Tamayo, 2003] Valdés Villarrubia F, Llanes Tamayo J. Sistema para Adquirir y Analizar Señales del Corazón. Trabajo de Diploma, Universidad de Oriente, Santiago de Cuba, 2003.

[Vallverdu y col., 1999] Vallverdu M et al. Heart rate variability characterization: time-frequency representation and nonlinear analysis. *Computers in Cardiology* 1999, pp. 257-260.

[Vázquez-Seisdedos y col., 2000] Vázquez Seisdedos CR, Ramos Castro J, Pallàs Areny R. Caracterización de artefactos en el ECG ambulatorio, XVIII Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica – CASEIB 2000, Cartagena, Septiembre 27–29, 2000. Libro de Actas: 1–4, 2000.

[Vázquez-Seisdedos y col., 2003] Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Marañón Reyes E, Malleuve Palancar JR. Herramienta para la corrección de artefactos en el ECG. V Congreso de la Sociedad Cubana de Bioingeniería Habana 2003. La Habana, 10 al 13 de junio de 2003. [ISBN: 959-212-095-1© 2003]

[Vázquez-Seisdedos y col., 2004a] Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Marañón Reyes E, Malleuve Palancar JR. Herramienta para la corrección de artefactos en el ECG. *Revista Bioingeniería y Física Médica Cubana* 2004; Vol. 5, No. 1, pp. 17-23, 2004. [ISSN 1606-0563].

[Vázquez-Seisdedos y col., 2004b] Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR. Nuevo método para la corrección de artefactos en series temporales del ECG. Conferencia Internacional en Telecomunicación, Electrónica y Control TELECOM'04. Santiago de Cuba, 14 al 16 de julio de 2004. [ISBN: 84-8138-607-3].

[Vázquez-Seisdedos y col., 2005] Vázquez-Seisdedos CR, Valdés-Pérez FE, Ionescu CM, De Keyser RMC. Automated correction method of artefacts on heart rate time series. 30th Congress of the Société de Biomechanique, Brussels, September 14-16, 2005. *Computers*

Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering. Supplement 1, 2005, 277-278.

[ISSN 1025-5842 print; ISSN 1476-5842 on line]

[Vázquez-Seisdedos y col., 2007a] Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Romero Pérez D, Magrans Nicieza R. Métodos, indicadores y herramientas para la corrección de artefactos en el ECG. VI Congreso Internacional de Informática en Salud, XII Convención Informática 2007, La Habana, Febrero de 2007. [ISBN: 978-959-286-002-5].

[Vázquez-Seisdedos y col., 2007b] Vázquez-Seisdedos CR, Valdés-Pérez FE, Gomes M, Moreno ED. Método estadístico-geométrico para medir variabilidad de la frecuencia cardíaca. IV Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica CLAIB 2007. Isla Margarita, Venezuela. 26 al 28 de septiembre de 2007. [ISBN: 979-980-7062-12-1]. Springer Berlin Heidelberg, ed. V Latin American Congress on Biomedical Engineering 2007, Bioengineering Solutions for Latin America Health, IFMBE Proceedings 18, pp. 140–144, 2007. [ISSN: 1680-0737]

[Vázquez-Seisdedos, 2000] Vázquez Seisdedos CR. Análisis del ECG en monitorización ambulatoria para el diagnóstico cardíaco y la predicción de muerte cardíaca súbita. Tesis doctoral. Universidad Politécnica de Cataluña. Noviembre de 2000. ISBN 978-84-691-8826-2. Disponible en <http://www.tesisenxarxa.net/TDX-1105108-111710/>

[Waltrous y col., 2002] Waltrous RL, Grove DM, Bowen DL. Methods and results in characterizing electronic stethoscopes. Computers in Cardiology 2002; Vol. 29, pp. 653-656.

[Yadollahi y Moussavi, 2006] Yadollahi A, Moussavi ZMK. A robust method for heart sounds localization using lung sounds entropy. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 53, No. 3, March 2006, pp. 497-502.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS DEL AUTOR SOBRE EL TEMA

Publicaciones:

1. [Valdés-Pérez y col., 2007a] Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Vázquez Seisdedos CR. Corrección automática de artefactos en series temporales. Revista Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones. Vol. XXVIII, No. 3, Año 2007, pp.59-63.
2. [Valdés-Pérez y col., 2007b] Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR, Moreno ED, Yared G. Determinación de la posición del sonido S1 por promediado de puntos en la energía del fonocardiograma. Springer Berlin Heidelberg, ed. V Latin American Congress on Biomedical Engineering 2007, Bioengineering Solutions for Latin America Health, IFMBE Proceedings 18, pp. 145–149, 2007. [ISSN: 1680-0737]
3. [Vázquez-Seisdedos y col., 2007b] Vázquez-Seisdedos CR, Valdés-Pérez FE, Gomes M, Moreno ED. Método estadístico-geométrico para medir variabilidad de la frecuencia cardíaca. Springer Berlin Heidelberg, ed. V Latin American Congress on Biomedical Engineering 2007, Bioengineering Solutions for Latin America Health, IFMBE Proceedings 18, pp. 140–144, 2007. [ISSN: 1680-0737]
4. [Vázquez-Seisdedos y col., 2005] Vázquez-Seisdedos CR, Valdés-Pérez FE, Ionescu CM, De Keyser RMC. Automated correction method of artefacts on heart rate

time series. Computers Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering. Supplement 1, 2005, 277-278. [ISSN 1025-5842 print; ISSN 1476-5842 on line]

5. [Vázquez Seisdedos y col., 2004a] Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Marañón Reyes E, Malleuve Palancar JR. Herramienta para la corrección de artefactos en el ECG. Revista Bioingeniería y Física Médica Cubana 2004; Vol. 5, No. 1, pp. 17-23, 2004. [ISSN 1606-0563].

Otras publicaciones en congresos y eventos:

6. [Valdés-Pérez y Vázquez-Seisdedos, 2008] Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR. Extracción de parámetros del sonido cardíaco S1 por comparación de la envolvente del PCG con una plantilla gaussiana. Conferencia Internacional FIE'08. Santiago de Cuba, 14 al 16 de julio de 2008. [ISBN: 978-84-00-08680-0].
7. [Valdés-Pérez y Vázquez-Seisdedos, 2007] Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR. Detección del sonido S1 por promediado de puntos en el fonocardiograma. VI Congreso Internacional de Informática en Salud, XII Convención Informática 2007, La Habana, 12 al 16 de febrero de 2007. [ISBN: 978-959-286-002-5].
8. [Vázquez-Seisdedos y col., 2007a] Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Romero Pérez D, Magrans Nicieza R. Métodos, indicadores y herramientas para la corrección de artefactos en el ECG. VI Congreso Internacional de Informática en Salud, XII Convención Informática 2007, La Habana, Febrero de 2007. [ISBN: 978-959-286-002-5].
9. [Valdés-Pérez y col., 2006] Valdés Pérez FE, Valdés Villarrubia F, Llanes Tamayo J, Vázquez Seisdedos CR. Nuevo sistema para adquirir el electrocardiograma y el

- fonocardiograma. Conferencia internacional FIE'06. Santiago de Cuba, 12 al 14 de julio de 2006. [ISBN: 84-00-08424-1].
10. [Magrans y col., 2006] Magrans Nicieza R, Romero Pérez D, Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR. Herramienta para el análisis conjunto del electrocardiograma y fonocardiograma. Conferencia internacional FIE'06. Santiago de Cuba, 12 al 14 de julio de 2006. [ISBN: 84-00-08424-1].
 11. [Magrans y col., 2005] Magrans Nicieza R, Romero Pérez D, Valdés Pérez FE. Herramienta para el análisis del fonocardiograma. XII Simposio de Ingeniería Eléctrica SIE 2005. Santa Clara, Cuba, 18 al 23 de junio de 2005. [ISBN: 959250201-3]
 12. [Vázquez-Seisdedos y col., 2004b] Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR. Nuevo método para la corrección de artefactos en series temporales del ECG. Conferencia Internacional en Telecomunicación, Electrónica y Control TELECOM'04. Santiago de Cuba, 14 al 16 de julio de 2004. [ISBN: 84-8138-607-3].
 13. [Valdés-Pérez y col., 2003a] Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Vázquez Seisdedos CR. Corrección automática de artefactos en series temporales. V Congreso de la sociedad Cubana de Bioingeniería Habana 2003. La Habana, 10 al 13 de junio de 2003. [ISBN: 959-212-095-1© 2003]
 14. [Valdés-Pérez y col., 2003b] Valdés Pérez FE, Casas O, Vázquez Seisdedos CR. Análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca mediante el fonocardiograma. Onceno Simposio de Ingeniería Eléctrica SIE 2003. Santa Clara, Cuba, 19 al 21 de noviembre del 2003. [ISBN: 959-250-099-1].

15. [Vázquez Seisdedos y col., 2003] Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Marañón Reyes E, Malleuve Palancar JR. Herramienta para la corrección de artefactos en el ECG. V Congreso de la Sociedad Cubana de Bioingeniería Habana 2003. La Habana, 10 al 13 de junio de 2003. [ISBN: 959-212-095-1© 2003]
16. [Valdés-Pérez y col., 2002b] Valdés Pérez FE, Pallàs Areny R, Malleuve Palancar JR, Vázquez Seisdedos CR. Nuevo método para corregir artefactos en el análisis temporal de la variabilidad de la frecuencia cardíaca. XX Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica. Zaragoza, 27 al 29 de noviembre de 2002. Libro de Actas, pp. 333-336. [ISBN: 84-600-9818-4].
17. [Valdés-Pérez y col, 2002a] Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Vázquez Seisdedos CR. Herramientas para el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca. Conferencia Internacional en Telecomunicación, Electrónica y Control TE-LEC'02. Santiago de Cuba, 17 al 19 de julio de 2002.

ANEXOS

A continuación se presentan las tablas con los resultados de las pruebas pareadas de hipótesis sobre las medias, realizadas al evaluar los métodos que se proponen en el trabajo. La prueba de hipótesis se hace comparando cada método propuesto contra un denominado método convencional. La hipótesis nula (H_0) es que ambos métodos son semejantes, es decir que las medias son iguales, para un nivel de significación $\alpha = 0,05$. La hipótesis alternativa (H_1) es que el método propuesto es mejor que el convencional, dicho en términos de las medias, que la media de los errores por el método propuesto (Em_P) es menor que la media de los errores por el método convencional (Em_C). En los experimentos, se pretende rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis alternativa, con una probabilidad (p) bien pequeña de equivocación al aceptar la hipótesis alternativa si H_0 es falsa. El resultado de cada prueba se da en la variable H . Si $H = 1$, se rechaza H_0 (ambos métodos son semejantes) y se acepta H_1 (el método propuesto es el mejor). Si $H = 0$, se acepta H_0 y se rechaza H_1 . N es el tamaño de la muestra.

A1. Tablas con datos y resultados de la evaluación de los métodos para extraer parámetros del sonido S1.

Tabla A1.1 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el inicio de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.

Umbral = 0,10					
SNR (dB)	N	H	p	Em_C (ms)	Em_P (ms)

12dB	2880	1	0,0045	9,20	8,53
9dB	2880	1	< 0,0001	54,97	9,88
6dB	2880	1	< 0,0001	124,96	11,09
Umbral = 0,15					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>P</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12dB	2880	0	> 0,9999	4,75	8,53
9dB	2880	1	< 0,0001	11,80	9,88
6dB	2880	1	< 0,0001	47,17	11,09

Tabla A1.2 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el inicio de S1 con señales reales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.

Umbral = 0,10					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12dB	2488	1	< 0,0001	15,46	4,74
9dB	2488	1	< 0,0001	70,87	6,49
6dB	2488	1	< 0,0001	122,70	8,42
Umbral = 0,15					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12dB	2488	0	0,7360	4,61	4,74
9dB	2488	1	< 0,0001	15,75	6,49
6dB	2488	1	< 0,0001	86,42	8,42

Tabla A1.3 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el final de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.

Umbral = 0,10					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2880	1	< 0,0001	14,28	5,41
9	2880	1	< 0,0001	51,61	6,76
6	2880	1	< 0,0001	104,32	9,02
Umbral = 0,15					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2880	0	> 0,9999	3,63	5,41
9	2880	1	< 0,0001	11,73	6,76
6	2880	1	< 0,0001	50,56	9,02

Tabla A1.4 Evaluación de la robustez al ruido al determinar el final de S1 con señales reales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.

Umbral = 0,10					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2488	1	< 0,0001	21,05	3,82
9	2488	1	< 0,0001	70,99	5,31

6	2488	1	< 0,0001	100,46	7,28
Umbral = 0,15					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2488	1	< 0,0001	6,34	3,82
9	2488	1	< 0,0001	20,39	5,31
6	2488	1	< 0,0001	80,59	7,28

Tabla A1.5 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.

Umbral = 0,10					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2880	1	< 0,0001	22,19	13,17
9	2880	1	< 0,0001	105,50	15,44
6	2880	1	< 0,0001	229,03	18,43
Umbral = 0,15					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2880	0	> 0,9999	7,45	13,17
9	2880	1	< 0,0001	21,96	15,44
6	2880	1	< 0,0001	96,88	18,43

Tabla A1.6 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 con señales reales. Se compara el método de la triangulación (P) vs. método del umbral (C) con umbrales de 0,1 y 0,15.

Umbral = 0,10					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2488	1	< 0,0001	36,27	7,49
9	2488	1	< 0,0001	141,75	10,26
6	2488	1	< 0,0001	223,11	13,04
Umbral = 0,15					
SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2488	1	< 0,0001	10,60	7,49
9	2488	1	< 0,0001	35,67	10,26
6	2488	1	< 0,0001	166,89	13,04

Tabla A1.7 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de promediado de puntos (P) vs. método del punto máximo (C).

SNR (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2880	1	< 0,0001	14,16	4,21
9	2880	1	< 0,0001	14,69	4,77
6	2880	1	< 0,0001	15,66	5,47

Tabla A1.8 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales reales.

Se compara el método de promediado de puntos (P) vs. método del punto máximo (C).

<i>SNR</i> (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2488	1	0,0048	2,84	2,52
9	2488	1	0,0152	3,56	3,26
6	2488	0	0,5228	4,34	4,35

Tabla A1.9 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método del punto máximo (C).

<i>SNR</i> (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2880	1	< 0,0001	14,16	5,84
9	2880	1	< 0,0001	14,69	5,98
6	2880	1	< 0,0001	15,66	6,11

Tabla A1.10 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales reales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método del punto máximo (C).

<i>SNR</i> (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2488	1	< 0,0001	2,84	1,08
9	2488	1	< 0,0001	3,56	1,45
6	2488	1	< 0,0001	4,34	1,95

Tabla A1.11 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales casi artificiales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método de promediado de puntos (C).

<i>SNR</i> (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2880	0	> 0,9999	4,21	5,84
9	2880	0	> 0,9999	4,77	5,98
6	2880	0	> 0,9999	5,47	6,11

Tabla A1.12 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la posición media de S1 con señales reales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método de promediado de puntos (C).

<i>SNR</i> (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2488	1	< 0,0001	2,52	1,08
9	2488	1	< 0,0001	3,26	1,45
6	2488	1	< 0,0001	4,35	1,95

Tabla A1.13 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 con señales casi artificiales.. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método de la triangulación (C).

<i>SNR</i> (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2880	0	> 0,9999	13,17	14,64
9	2880	1	0,0004	15,44	14,27
6	2880	1	< 0,0001	18,43	15,03

Tabla A1.14 Evaluación de la robustez al ruido al determinar la duración de S1 con señales reales. Se compara el método de la plantilla gaussiana (P) vs. método de la triangulación (C).

<i>SNR</i> (dB)	<i>N</i>	<i>H</i>	<i>p</i>	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
12	2488	1	< 0,0001	7,49	3,75
9	2488	1	< 0,0001	10,26	7,41
6	2488	0	> 0,9999	13,04	23,44

Tabla A1.15 Evaluación de la exactitud de los métodos de la plantilla gaussiana (P) y del punto máximo (C) al determinar la posición de S1.

Registro	Número de latidos	<i>Em_C</i> (ms)	<i>Em_P</i> (ms)
UO001	391	7,6	4,4
UO002	387	6,4	4,9
UO003	331	8,2	4,8
UO007	106	7,3	3,4
UO008	346	9,0	4,5
UO010	206	14,8	13,8
UO011	220	11,8	7,3
UO012	269	8,4	3,5
UO015	443	4,7	3,0
UO016	340	6,1	3,1
UO018	352	7,1	6,6
UO019	227	8,7	4,7
UO020	376	15,8	8,5
UO021	301	8,0	5,2
H=			1
<i>p</i> =			< 0,0001

A2. Tablas con datos y resultados de la evaluación de los métodos de corrección de artefactos en series temporales artificiales y reales

Tabla A2.1 Evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series artificiales mediante los indicadores SDNN y SDNN10, y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie RR	Latidos en RR	Latidos en RR _A	Latidos en RR _C	SDNN en RR (ms)	SDNN en RR _A (ms)	SDNN10 en RR _A (ms)	SDNN en RR _C (ms)	Error en SDNN (%)	Error en SDNN10 (%)
rr1	450	446	433	49,74	126,13	42,80	49,81	0,15	13,94
rr2	450	446	433	48,77	122,04	40,58	49,07	0,62	16,79
rr3	450	446	435	54,26	122,74	44,87	54,51	0,45	17,30
rr4	450	446	438	53,94	163,29	44,95	55,73	3,32	16,67
rr5	450	446	436	53,05	127,18	43,75	55,14	3,94	17,53
rr6	450	454	444	54,75	115,25	45,97	59,73	9,11	16,02
rr7	450	454	439	48,03	113,86	41,32	49,15	2,34	13,97
rr8	450	454	440	52,92	108,85	43,71	53,55	1,20	17,40
rr9	450	454	439	50,28	110,00	42,64	50,62	0,69	15,19
rr10	450	454	440	51,61	115,76	43,93	53,11	2,90	14,87
valor medio =								2,47	15,97
$H =$									1
$p =$									< 0,0001

Tabla A2.2 Evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series artificiales mediante los indicadores SDSD y SDSD10, y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie RR	SDSD en RR (ms)	SDSD en RR _A (ms)	SDSD10 en RR _A (ms)	SDSD en RR _C (ms)	Error en SDSD (%)	Error en SDSD10 (%)
rr1	67,36294	173,9922	60,396	68,24088	1,30	10,34
rr2	67,27	167,01	59,70	67,54	0,40	11,25
rr3	69,86	173,48	58,62	71,53	2,39	16,10
rr4	74,98	230,33	63,66	77,08	2,80	15,10
rr5	70,16	176,24	62,94	73,80	5,19	10,30
rr6	73,39	148,17	64,02	80,54	9,74	12,77
rr7	64,47	148,58	56,45	66,18	2,66	12,44
rr8	73,51	148,58	64,40	74,03	0,71	12,39
rr9	67,73	140,48	59,01	67,81	0,12	12,88
rr10	69,61	149,48	60,77	71,10	2,15	12,69
Valor medio =					2,75	12,63
$H =$						1
$p =$						< 0,0001

Tabla A2.3 Evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series reales mediante los indicadores SDNN y SDNN10, y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie RR derivada de la QTDB y UODB	Latidos en RR	Latidos en RR _A	Llatidos en RR _C	SDNN en RR (ms)	SDNN en RR _A (ms)	SDNN10 en RR _A (ms)	SDNN en RR _C (ms)	Error en SDNN (%)	Error en SDNN10 (%)
16265_0	1030	1026	1015	63,97	104,69	50,34	64,61	1,00	21,30
16420_0	1062	1058	1043	36,66	86,46	26,79	36,25	1,10	26,91
16483_0	1086	1082	1069	22,96	78,21	16,48	23,04	0,34	28,25
16539_0	921	925	915	174,13	196,49	150,20	175,14	0,58	13,75
16773_0	1007	1011	1001	57,49	94,56	43,87	60,62	5,44	23,69
16795_0	760	764	753	90,52	147,21	75,53	92,88	2,60	16,56
17453_0	1046	1050	1040	56,94	92,44	41,87	59,55	4,59	26,47
rr_uo002	386	390	373	47,82	117,30	41,69	47,58	0,50	12,81
rr_uo008	345	349	333	36,39	127,88	30,89	35,98	1,14	15,12
rr_uo014	326	330	313	38,52	141,20	34,59	38,64	0,29	10,22
rr_uo025	350	354	337	23,08	128,19	20,30	22,67	1,81	12,06
rr_uo036	366	370	355	52,04	124,90	45,43	53,47	2,74	12,69
rr_uo042	350	354	337	26,56	123,31	23,17	26,41	0,54	12,76
rr_uo043	481	485	468	28,22	81,39	24,29	28,17	0,17	13,92
Valor medio =								1,63	17,61
$H =$									1
$p =$									< 0,0001

Tabla A2.4 Evaluación del método semiautomático de corrección de artefactos en series reales mediante los indicadores SDSD y SDSD10, y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie RR derivada de la QTDB y UODB	SDSD en RR (ms)	SDSD en RR _A (ms)	SDSD10 en RR _A (ms)	SDSD en RR _C (ms)	Error en SDSD (%)	Error en SDSD10 (%)
16265_0	47,09	124,60	38,65	49,35	4,81	17,92
16420_0	31,07	111,44	27,37	31,05	0,07	11,92
16483_0	14,46	103,60	9,21	14,56	0,64	36,32
16539_0	163,92	202,23	129,67	166,64	1,65	20,90
16773_0	42,58	105,41	34,26	50,09	17,64	19,52
16795_0	100,54	183,72	87,22	107,71	7,13	13,25
17453_0	52,01	106,21	38,91	57,52	10,59	25,19
rr_uo002	37,49	138,66	35,49	38,69	3,19	5,34
rr_uo008	29,65	158,10	28,13	30,21	1,89	5,12
rr_uo014	47,53	185,02	47,33	47,40	0,27	0,41
rr_uo025	15,57	161,12	14,98	15,59	0,10	3,80
rr_uo036	23,29	154,75	20,63	27,71	19,00	11,40
rr_uo042	28,58	155,79	24,13	28,44	0,49	15,58

rr_uo043	7,77	97,38	6,88	7,95	2,29	11,42
Valor medio					4,98	14,15
=						1
$H =$						0,0030
$p =$						

Tabla A2.5 Evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana. Comportamiento de los indicadores SDNN y SDNN10 en las series artificiales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie	N_RR	N_RRA	N_RRC	SDNN en RR (ms)	SDNN en RRA (ms)	SDNN10 en RRA (ms)	SDNN en RRC (ms)	Error en SDNN (%)	Error en SDNN10 (%)
rr1	450	446	433	49,74	126,13	42,80	51,47	3,50	13,94
rr2	450	446	433	48,77	122,04	40,58	49,89	2,29	16,79
rr3	450	446	435	54,26	122,74	44,87	54,51	0,45	17,30
rr4	450	446	438	53,94	163,29	44,95	55,73	3,32	16,67
rr5	450	446	436	53,05	127,18	43,75	55,14	3,94	17,53
rr6	450	454	444	54,75	115,25	45,97	58,75	7,31	16,02
rr7	450	454	439	48,03	113,86	41,32	53,24	10,85	13,97
rr8	450	454	440	52,92	108,85	43,71	54,49	2,98	17,40
rr9	450	454	439	50,28	110,00	42,64	55,11	9,61	15,19
rr10	450	454	440	51,61	115,76	43,93	54,22	5,06	14,87
Valor medio =								4,93	15,97
$H =$									1
$p =$									< 0,0001

Tabla A2.6 Evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana. Comportamiento de los indicadores SDSD y SDSD10 en las series artificiales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie	SDSD en RR (ms)	SDSD en RRA (ms)	SDSD10 en RRA (ms)	SDSD en RRC (ms)	Error en SDSD (%)	Error en SDSD10 (%)
rr1	67,36	173,99	60,40	70,15	4,13	10,34
rr2	67,27	167,01	59,70	68,29	1,52	11,25
rr3	69,86	173,48	58,62	71,53	2,39	16,10
rr4	74,98	230,33	63,66	77,08	2,80	15,10
rr5	70,16	176,24	62,94	73,80	5,19	10,30
rr6	73,39	148,17	64,02	79,25	7,99	12,77
rr7	64,47	148,58	56,45	72,30	12,15	12,44
rr8	73,51	148,58	64,40	75,68	2,94	12,39
rr9	67,73	140,48	59,01	74,50	10,00	12,88
rr10	69,61	149,48	60,77	72,41	4,02	12,69

valor medio =	5,32	12,63
$H =$		1
$p =$		0,0002

Tabla A2.7 Evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana. Comportamiento de los indicadores SDNN y SDNN10 en las series reales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie RR derivada de la QTDB o UODB	N_RR	N_RRA	N_RRC	SDNN en RR (ms)	SDNN en RRA (ms)	SDNN10 en RRA (ms)	SDNN en RRC (ms)	Error en SDNN (%)	Error en SDNN10 (%)
16265_0	1030	1026	1015	63,97	104,69	50,34	64,19	0,35	21,30
16420_0	1062	1058	1043	36,66	86,46	26,79	36,86	0,55	26,91
16483_0	1086	1082	1069	22,96	78,21	16,48	23,04	0,34	28,25
16539_0	921	925	915	174,13	196,50	150,20	171,08	1,75	13,75
16773_0	1007	1011	1001	57,49	94,56	43,87	56,26	2,14	23,69
16795_0	760	764	753	90,52	147,21	75,53	89,62	0,99	16,56
17453_0	1046	1050	1040	56,94	92,44	41,87	52,70	7,44	26,47
rr_uo002	386	390	373	47,79	85,76	39,59	48,18	0,82	17,15
rr_uo008	345	349	333	36,35	94,16	29,04	36,28	0,22	20,11
rr_uo014	326	330	313	38,43	100,80	31,57	38,26	0,44	17,86
rr_uo025	350	354	337	23,11	80,17	19,36	23,24	0,59	16,21
rr_uo036	366	370	355	52,00	89,52	42,58	52,34	0,66	18,10
rr_uo042	350	354	337	26,57	83,63	21,67	26,39	0,68	18,46
rr_uo043	481	485	468	28,21	54,11	23,33	28,24	0,10	17,32
valor medio =								1,22	20,15
$H =$									1
$p =$									< 0,0001

Tabla A2.8 Evaluación del método de corrección de artefactos por eliminación gaussiana. Comportamiento de los indicadores SDSD y SDSD10 en las series reales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie RR derivada de la QTDB o UODB	SDSD en RR (ms)	SDSD en RRA (ms)	SDSD10 en RRA (ms)	SDSD en RRC (ms)	Error en SDSD (%)	Error en SDSD10 (%)
16265_0	47,09	124,60	38,65	48,08	2,12	17,92
16420_0	31,07	111,44	27,37	31,02	0,16	11,92
16483_0	14,46	103,60	9,21	14,56	0,64	36,32
16539_0	163,92	202,23	129,67	164,71	0,48	20,90
16773_0	42,58	105,41	34,26	42,71	0,32	19,52
16795_0	100,54	183,72	87,22	104,00	3,44	13,25

17453_0	52,01	106,21	38,91	48,61	6,55	25,19
rr_uo002	37,45	109,74	32,57	39,67	5,93	13,02
rr_uo008	29,47	125,80	26,23	29,93	1,57	10,99
rr_uo014	47,51	135,02	43,15	47,15	0,77	9,18
rr_uo025	15,67	98,72	13,94	15,80	0,80	11,04
rr_uo036	23,06	95,39	18,99	23,12	0,27	17,65
rr_uo042	28,61	102,80	20,59	28,61	0,01	28,04
rr_uo043	7,67	62,03	6,38	7,73	0,78	16,76
Valor me- dio =					1,70	17,98
$H =$						1
$p =$						< 0,0001

En las tablas A2.7 y A2.8, las primeras 7 series (proceden de la base de datos QTDB) no pasaron ninguna prueba de normalidad. Las últimas 7 series (proceden de la base de datos desarrollada para la experimentación) pasaron todas las pruebas de normalidad.

Tabla A2.9 Resultados de las pruebas de normalidad en series RR de los registros de la base de señales reales desarrollada para la investigación. En todos los casos $\alpha = 0.05$. Casilla en 1: pasó la prueba de normalidad (la serie se puede considerar normal); casilla en blanco: no pasó la prueba (la serie no se puede considerar normal).

Registro	Sexo	Edad (años)	Cantidad de puntos	Prueba χ^2	Prueba Kolmogorov Smirnov	Prueba Lilliefors	Prueba Jarque Bera
UO001	M	24	390		1		
UO002	M	23	386	1	1	1	1
UO003	M	24	338		1		
UO004	M	45	436		1		1
UO005	M	39	458		1		
UO006	F	29	326				
UO007	M	23	320	1	1	1	1
UO008	M	30	345	1	1	1	1
UO009	M	59	287		1		
UO010	M	32	365				
UO011	M	22	289		1		
UO012	M	35	390	1	1	1	
UO013	F	34	380		1		
UO014	F	41	327	1	1	1	1
UO015	M	40	442	1	1		
UO016	M	43	369				
UO017	F	44	216				

UO018	M	32	352		1		
UO019	M	43	229	1	1	1	1
UO020	M	35	376	1	1		1
UO021	M	19	300	1	1	1	1
UO022	M	26	320		1		
UO023	M	44	421		1		
UO024	F	50	316	1	1		
UO025	F	35	350	1	1	1	1
UO026	M	48	351				
UO027	M	41	377		1		
UO028	F	42	352		1		
UO029	F	47	432	1	1		
UO030	F	26	411		1	1	
UO031	F	28	370		1		
UO032	F	41	405		1		
UO033	M	57	321		1		1
UO034	M	59	298		1		
UO035	F	28	409		1	1	
UO036	M	68	366	1	1	1	1
UO037	F	58	368		1		
UO038	F	39	363	1	1	1	
UO039	F	40	381	1	1		1
UO040	F	52	423		1		
UO042	F	42	350	1	1	1	1
UO043	F	52	481	1	1	1	1
UO044	M	22	306	1	1		
UO045	M	59	395	1	1		
UO046	M	58	316	1	1	1	1
Cantidad de registros que pasan la prueba correspondiente:				20	40	15	15

Tabla A2.10 Resumen de los resultados de las pruebas de normalidad hechas a los registros de la base de señales desarrollada para la investigación.

Registros analizados	45
Cantidad de registros que pasan al menos 1 prueba	40
Cantidad de registros que no pasan ninguna prueba	5
Cantidad de registros que pasan 2 o más pruebas	22
Cantidad de registros que pasan 3 o más pruebas	13
Cantidad de registros que pasan las 4 pruebas	11

Tabla A2.11 Evaluación del método de corrección de artefactos con triangulación de áreas en el histograma de la serie temporal. Comportamiento de los indicadores SDNN y SDNN10 en las series artificiales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie	SDNN en RR (ms)	SDNN en RRA (ms)	SDNN10 en RRA (ms)	SDNN en RRC (ms)	Error en SDNN (%)	Error en SDNN10 (%)
rr1fp	49,9	68,36	39,33	49,92	0,04	21,18
rr1fn	49,9	78,02	39,32	49,82	0,16	21,20
rr1fpfn	49,9	71,16	39,42	50,34	0,88	21
rr1fnfp	49,9	74,73	39,28	49,76	21,28	0,28
rr2fp	30,06	56,85	25,03	29,97	0,29	16,73
rr2fn	30,06	68,23	24,98	29,84	0,73	16,89
rr2fpfn	30,06	61,39	25,03	29,99	0,23	16,73
rr2fnfp	30,06	65,01	24,99	29,89	0,56	16,86
Valor medio =					3,02	16,36
$H =$						1
$p =$						0,0156

Tabla A2.12 Evaluación del método de corrección de artefactos con triangulación de áreas en el histograma de la serie temporal. Comportamiento de los indicadores SDDSD y SDDSD10 en las series artificiales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Serie	SDDSD en RR (ms)	SDDSD en RRA (ms)	SDDSD10 en RRA (ms)	SDDSD en RRC (ms)	Error en SDDSD (%)	Error en SDDSD10 (%)
rr1fp	70,55	89,59	55,68	70,65	0,14	21,07
rr1fn	70,55	110,69	55,59	70,4	0,21	21,2
rr1fpfn	70,55	95,84	55,82	71,04	0,69	20,87
rr1fnfp	70,55	103,82	55,54	70,39	0,22	21,27
rr2fp	28,19	63,76	22,16	28,1	0,31	21,39
rr2fn	28,19	90,93	22,06	27,91	0,99	21,74
rr2fpfn	28,19	74,78	22,16	28,1	0,31	21,39
rr2fnfp	28,19	82,82	22,13	28,01	0,63	21,49
Valor medio =					0,44	21,30
$H =$						1
$p =$						< 0,0001

Tabla A2.13 Evaluación del método de corrección de artefactos con triangulación de áreas en el histograma de la serie temporal. Comportamiento de errores en SDNN, SDNN10, SDDSD y SDDSD10 en las series reales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Paciente	Error en SDNN (ms)	Error en SDNN10 (ms)	Error en SDDSD (ms)	Error en SDDSD10 (ms)
1	1,23	24,21	1,26	25,12
2	1,43	18,34	1,62	18,71

3	1,55	22,42	1,73	21,13
4	1,23	21,35	2,45	22,78
5	1,63	16,82	1,55	18,76
6	1,22	17,12	1,35	22,16
7	2,6	25,1	2,2	21,74
8	1,47	24,88	2,52	24,95
9	1,84	21,16	1,92	23,89
10	4,23	20,2	2,4	22,43
Valor medio =	1,84	21,16	1,90	22,17
$H =$		1		1
$p =$		< 0,0001		< 0,0001

A3. Tablas relacionadas con el análisis de la VFC mediante el PCG

Tabla A3.1 Valores de PRD al comparar las series SIS1c y RR, y SIS1p con RR en series reales y resultados de la prueba de hipótesis sobre las medias.

Registro	Longitud en latidos	PRDc (%)	PRDp (%)
UO001	391	1,5423	0,8729
UO002	387	1,1981	0,5011
UO003	331	1,0594	0,7753
UO004	221	3,6821	1,9102
UO007	106	1,3565	0,7592
UO008	346	0,4640	0,5579
UO009	263	0,8215	0,3334
UO010	206	1,8946	1,7444
UO012	269	1,4020	0,9360
UO013	230	2,3262	1,5933
UO015	443	0,9358	0,5383
UO016	340	1,0580	0,6978
UO017	362	1,0913	0,9794
UO018	352	1,3454	0,7936
UO019	227	2,0051	1,4873
UO020	376	2,9845	1,9232
UO021	301	0,8169	0,2669
UO022	248	1,5240	1,0260
UO023	422	1,7213	1,2712
UO025	351	1,4539	0,4674
UO027	377	1,1632	0,9594
UO028	209	2,5081	2,2211
UO030	411	1,6069	1,1722
UO032	392	2,0142	0,7545
UO033	321	1,8111	1,1537
UO034	247	1,6233	1,3491
UO035	410	0,6173	0,5968
UO038	236	2,7244	1,9007

UO039	373	2,4286	0,9454
UO040	305	3,1732	2,3836
UO043	480	2,2425	1,0227
UO044	165	0,2242	0,2929
UO045	396	1,7668	1,5679
UO046	293	1,0388	1,1074
UO047	462	0,9128	0,7130
Valor medio =		1,6154	1,0736
$H =$			1
$p =$			< 0,0001

Tabla A3.2 Valores de los indicadores de la VFC calculados a partir de la serie RR (indicador_c) y SIS1p (indicador_p) en los registros de la base de señales de la investigación. La diferencia promedio de cada entre indicadores de diferente origen se cuantifica mediante el PRD.

Registro	SDNNc (ms)	SDNNp (ms)	SDSDc (ms)	SDSDp (ms)
UO001	63,3809	63,5607	42,2828	42,3625
UO002	47,8203	48,6798	37,4933	39,0061
UO003	39,3834	40,9816	30,6825	35,7877
UO004	26,6832	30,0835	8,9836	23,5171
UO007	72,7705	74,7366	87,4630	90,6030
UO008	36,3921	36,4063	29,6523	29,7029
UO009	65,8548	65,8980	56,9178	57,1409
UO010	42,8231	45,7410	29,9883	38,2910
UO012	33,6606	33,8297	18,8749	20,8812
UO013	45,0640	43,7402	45,3332	47,2140
UO015	24,7457	25,0309	14,9134	15,9408
UO016	50,1351	51,5563	35,7341	39,1920
UO017	48,2075	49,8638	39,4641	44,1341
UO018	49,9173	49,6618	28,0739	28,9793
UO019	32,9376	36,5011	22,9676	32,3598
UO020	29,3745	34,0404	18,3632	30,1134
UO021	31,8209	31,7765	29,4132	28,9099
UO022	65,4887	66,6968	43,4870	46,8269
UO023	25,2600	28,4701	11,1449	18,9815
UO025	23,0822	23,1641	15,5748	15,6794
UO027	39,1376	40,0303	30,5580	32,7222
UO028	45,8858	47,9703	30,3712	41,1834
UO030	52,3323	52,8584	48,4976	49,2553
UO032	40,2404	41,3527	24,9022	27,0702
UO033	33,7131	35,9940	11,2244	23,9518
UO034	35,3329	38,5956	18,0957	28,9466
UO035	43,3717	42,5950	28,4377	25,4041
UO038	27,4438	30,1048	27,9519	34,7359
UO039	32,4389	33,0060	33,3480	34,0713
UO040	33,6844	39,6349	29,2847	39,6123
UO043	28,0290	28,9650	7,7745	13,7550

UO044	64,0936	64,5899	62,2924	63,4311
UO045	21,7776	24,4277	21,3211	28,3377
UO046	27,9260	27,1907	32,9177	29,8484
UO047	60,1573	61,1564	44,2244	45,0794
PRD (%) =		4,8642		17,4799
