

ESTIMACIÓN DE LA FRECUENCIA RESPIRATORIA MEDIANTE ANÁLISIS TIEMPO-FRECUENCIA DE LA SEÑAL DE VARIABILIDAD DEL RITMO CARDÍACO EN CONDICIONES NO ESTACIONARIAS

Autor:

EVA MARÍA CIRUGEDA ROLDAN

Director:

RAQUEL BAILÓN LUESMA

Máster en Ingeniería Biomédica

PROGRAMA OFICIAL DE POSGRADO EN INGENIERÍAS TRANSVERSALES

Curso 2009-2010

Septiembre 2010



instituto de investigación
en ingeniería de Aragón
Universidad de Zaragoza



ESTIMACIÓN DE LA FRECUENCIA RESPIRATORIA MEDIANTE ANÁLISIS TIEMPO-FRECUENCIA DE LA SEÑAL DE VARIABILIDAD DEL RITMO CARDÍACO EN CONDICIONES NO ESTACIONARIAS

Autor:

EVA MARÍA CIRUGEDA ROLDAN

Director:

RAQUEL BAILÓN LUESMA

Máster en Ingeniería Biomédica

PROGRAMA OFICIAL DE POSGRADO EN INGENIERÍAS TRANSVERSALES

Curso 2009-2010

Septiembre 2010



instituto de investigación
en ingeniería de Aragón
Universidad de Zaragoza



A mi abuelo, Antonio Roldan, él ya no está conmigo pero esté donde esté se que se sentiría orgulloso al verme llegar hasta aquí. Su único deseo era verme feliz, y el mío hacerlo sentirse orgulloso y feliz como yo lo era con él. Solo decirle “ Abuelo te quiero, te echaré de menos, y lucharé hasta el final por los dos, estés donde estés se que velarás por mi, solo quiero que te sientas orgulloso. TE QUIERO”.

También a mi madre porque su apoyo en esta dura etapa ha sido fundamental y a mi hermano que es la alegría del día a día y las ganas de seguir adelante, no podía dejar atrás a mi abuela, pieza fundamental en la persona que soy hoy, y la que más necesita de mi.

Agradecimientos

Quería agradecer a Raquel Bailón, directora de este trabajo, la oportunidad de introducirme al mundo de la investigación mediante este trabajo y el apoyo constante recibido. A Pablo Laguna y todo el grupo de investigación GTC-BIO por facilitarme la primera inclusión en un grupo de trabajo y hacer que ésta fuera tan agradable. Gracias por éste año.

Finalmente mi agradecimiento va para el Dr. Pedro Serrano, por permitirme introducirme en el ambiente clínico del registro de pruebas de esfuerzo.

RESUMEN

ESTIMACIÓN DE LA FRECUENCIA RESPIRATORIA MEDIANTE ANÁLISIS TIEMPO-FRECUENCIA DE LA SEÑAL DE VARIABILIDAD DEL RITMO CARDÍACO EN CONDICIONES NO ESTACIONARIAS

La influencia de la respiración sobre la señal electrocardiográfica (ECG) se manifiesta tanto en variaciones morfológicas de la misma como en una modulación del ritmo cardíaco, conocida como arritmia sinusal respiratoria (RSA), por lo que medidas basadas en el ECG pueden, de forma indirecta, proveer información de la respiración, que resulta de especial interés cuando el registro de la señal respiratoria es inviable o incómodo para el paciente.

El objetivo de este trabajo fin de máster (TFM) es estimar la frecuencia respiratoria a partir del estudio tiempo-frecuencia (TF) de la señal de variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) en condiciones no estacionarias. La frecuencia respiratoria se estima como la componente de alta frecuencia (HF) de la HRV, que, a su vez es estimada mediante la localización para cada instante de tiempo del pico máximo de la distribución pseudo Wigner-Ville suavizada (SPWVD) de la HRV en la banda de HF.

El método desarrollado en éste TFM utilizada para el cálculo de la SPWVD ventanas de filtrado frecuencial de longitud variable con el fin de minimizar el error cuadrático medio (MSE) de estimación de la frecuencia, en especial cuando las variaciones de ésta son no lineales. La longitud óptima de la ventana de filtrado frecuencial para cada instante de tiempo depende tanto de las variaciones de la frecuencia a estimar, como de la amplitud la componente de HF y del ruido presente en la señal, que es necesario estimar.

En condiciones no estacionarias, no solo la frecuencia sino también la amplitud de la componente HF y el ruido pueden variar, por lo que se ha desarrollado un estimador de la amplitud instantánea de la componente HF a partir de la SPWVD con eliminación de la influencia de los filtrados temporal y frecuencial. También se ha desarrollado un estimador de la potencia instantánea del ruido presente en la señal que incluye los errores de estimación de la amplitud instantánea. Para el cálculo de la SPWVD se han utilizado diferentes kernels de filtrado tiempo-frecuencia formados por tres tipos de ventanas, rectangular, Hamming y exponencial, tanto en tiempo como en frecuencia.

La evaluación del método se ha realizado tanto a través de un estudio de simulación, en el que se han generado señales con características tiempo-frecuencia similares a las de la HRV, variaciones no lineales de frecuencia y amplitudes variantes en el tiempo, como a través del análisis de una base de datos, que consta del registro simultáneo de la señales ECG y respiratorias de 58 sujetos sometidos a la escucha de diferentes estímulos musicales.

El método propuesto en este TFM estima la amplitud instantánea de la componente de HF de la HRV sobre la señales simuladas con un error medio de $0.324 \pm 2.294\%$ y su frecuencia con un error medio de $-0.239 \pm 2.041\%$ (-0.008 ± 6.026 mHz). La estimación de la frecuencia respiratoria en señales reales presenta un error mediano de $-1.525 \pm 4.557\%$ (1.953 ± 4.883 mHz) en los segmentos musicales y de $-0.919 \pm 6.542\%$ (11.465 ± 43.477 mHz) en las transiciones entre segmentos musicales. Finalmente el método desarrollado en este TFM ha sido comparado con otros existentes en la literatura, basados en ventanas de filtrado frecuencial tanto de longitud fija como variable para amplitudes constantes.

Índice general

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Trabajo previo y contexto	1
1.2. Motivación, objetivos y alcance	1
2. MÉTODOS Y MATERIALES	5
2.1. Métodos de estimación	5
2.1.1. Estimación de la frecuencia respiratoria	5
2.1.2. Estimación de amplitud	8
2.1.3. Estimación de ruido	11
2.1.4. Preprocesado y postprocesado de la señal analítica	12
2.2. Materiales	13
2.2.1. Estudio simulación	13
2.2.2. Señales reales	14
2.3. Métodos de evaluación	15
2.3.1. Estudio de simulación	15
2.3.2. Señales reales	16
2.4. Comparación de métodos	16
2.4.1. Estimación adaptativa con amplitudes constantes	16
2.4.2. Estimación tradicional	17
3. RESULTADOS	19
3.1. Evaluación del estimador de amplitud y ruido	19
3.2. Evaluación del estimador de frecuencia en simulación	22
3.2.1. Evaluación del método con datos teóricos	22
3.2.2. Evaluación del método propuesto	24
3.2.3. Comparativa con el método de amplitudes constantes	25
3.2.4. Comparativa con longitudes constantes	27
3.3. Evaluación del estimador de frecuencia sobre señales reales	29

4. DISCUSIÓN Y CONCLUSIÓN	35
5. TRABAJO FUTURO	39
6. PRÁCTICAS	41
A. Desarrollos matemáticos	43
Relación ventana de hamming con ventana rectangular	43
Relación ventana exponencial con ventana rectangular	43
B. Publicacion en congreso internacional	45

Índice de tablas

2.1. Equivalencia entre las longitudes de las ventanas rectangular (P) y hamming (L) y factor de amortiguamiento de la ventana exponencial (γ).	8
3.1. Raíz cuadrada del MSE (%) de $A_{HF}(n)$ con filtrado temporal rectangular y distintos filtrados frecuenciales	19
3.2. Raíz cuadrada del MSE (%) de $A_{HF}(n)$ con filtrado temporal Hamming y distintos filtrados frecuenciales	20
3.3. Raíz cuadrada del MSE (%) de $A_{HF}(n)$ con filtrado temporal exponencial y distintos filtrados frecuenciales	20
3.4. Raíz cuadrada del MSE de A_{HF} (%) donde A_{HF} es estimada a partir de la integral en la banda clásica de HF de la HRV sobre la SPWVD con kernel temporal Hamming y frecuencial exponencial.	20
3.5. Raíz cuadrada del MSE (%) de F_{HF} con el algoritmo de amplitudes variantes, datos de amplitud y ruido teóricos y los distintos kernels propuestos, rectangular (R), Hamming (H) y exponencial (E), evaluado en (a) toda la señal, (b) segmentos de variación aproximadamente lineal y (c) segmentos de variaciones no lineales.	23
3.6. Raíz cuadrada del MSE (mHz) de F_{HF} con el algoritmo de amplitudes variantes, datos de amplitud y ruido teóricos y los distintos kernels propuestos, rectangular (R), Hamming (H) y Exponencial (E), evaluado en (a) toda la señal, (b) segmentos de variación aproximadamente lineal y (c) segmentos de variaciones no lineales.	23
3.7. Comparativa de $e_F(n)$ con el método en [15] frente al método extendido, en toda la duración de la señal. (a) Términos absolutos, (b) términos normalizados.	27
3.8. Comparativa de $e_F(n)$ con el método en [15] frente al método extendido, en los segmentos de variación aproximadamente lineal. (a) Términos absolutos, (b) términos normalizados.	28
3.9. Comparativa del error de F_{HF} con el método en [15] frente al método extendido, en los segmentos de variación no lineal. (a) Términos absolutos, (b) términos normalizados.	28
3.10. Raíz cuadrada del MSE (%) de $F_{HF}(n)$ en función de las distintas longitudes del filtrado frecuencial tanto para (a) toda la duración de la señal (b) segmentos de variación aproximadamente lineal y (c) segmentos de variación no lineal.	28
3.11. Raíz cuadrada del MSE (mHz) de $F_{HF}(n)$ en función de las distintas longitudes del filtrado frecuencial tanto para (a) toda la duración de la señal (b) segmentos de variación aproximadamente lineal y (c) segmentos de variación no lineal.	29
3.12. Error mediano y desviación mediana absoluta (mHz) de F_{HF} para (a) fragmentos musicales y (b) transiciones entre fragmentos musicales.	32

3.13. Error mediano y desviación mediana absoluta (%) de F para (a) fragmentos musicales y (b) transiciones entre fragmentos musicales.	33
--	----

Índice de figuras

2.1. Transformada discreta de Fourier de las ventanas de filtrado frecuencial de igual resolución a una ventana rectangular de 31 muestras obtenida con $2M = 1024$ muestras. (a) Ventana rectangular, (b) ventana Hamming (c) ventana exponencial.	10
2.2. Respuesta en frecuencia del filtro Butterworth de orden 9 y banda de paso [0.1, 0.65] Hz	12
2.3. Ley de variación de (a) amplitud A_{HF} y (b) frecuencia F_{HF} de la componente HF de la HRV	13
2.4. Secuenciación de los segmentos musicales durante un registro y tipos de segmentos, de arriba a abajo, tono agradable, tono desagradable, tono <i>shepared</i> y fragmento de silencio.	14
3.1. Evaluación de $\hat{A}_{HF}(n)$ obtenida sobre la SPWVD con el kernel TF de mínimo MSE, (a) Amplitud original vs. estimada para una realización, (b) $e_A(n)$ para 100 realizaciones en términos normalizados, la línea blanca representa \bar{e}_A y las líneas rojas delimitan el intervalo $[\bar{e}_A - 2\sigma_A, \bar{e}_A + 2\sigma_A]$, (c) $\hat{\sigma}_v^2(n)$ para una realización.	21
3.2. Comparativa (a) $\hat{A}_{HF}(n)$ y (b) $\hat{F}_{HF}(n)$ obtenidas con el estimador de amplitud y (c) y (d) $\hat{z}(n)$ generada con las señales de (a) y (b) en la regiones de mayor error de estimación de $\sigma_v^2(n)$ (rojo) frente a las simuladas (azul).	21
3.3. Comparativa de $\hat{A}_{HF}(n)$ obtenida sobre la SPWVD con el kernel TF de mínimo MSE. (a) Amplitud simulada (negro), estimada con el metodo propuesto en este TFM (rojo), estimada sin corrección ni deconvolución pero en el B_w definido en este TFM (azul), estimada en una banda centrada en la frecuencia respiratoria con un ancho de banda de 0.25 Hz (verde) y estimada con integración en la banda clásica HF (magenta). (b) Amplitud simulada (negro), estimada con el método propuesto (rojo), corregida pero sin deconvolución (azul) y sin corrección ni deconvolución (verde).	22
3.4. Segmentación de la F_{HF} en función de sus variaciones frecuenciales en segmentos de variación no lineal (rojo) y segmentos de variación aproximadamente lineal (azul). . .	24
3.5. $\hat{F}_{HF}(n)$ con el kernel tiempo frecuencia de ventanas Hamming en tiempo y frecuencia para una longitud de filtrado temporal (a) $2N-1 = 21$, (b) $2N-1 = 51$, (c) $2N-1 = 101$ y (d) $2N-1 = 201$ muestras.	25
3.6. Histograma de la longitud de la ventana de filtrado frecuencial para (a) $2N-1 = 21$, (b) $2N-1 = 51$, (c) $2N-1 = 101$ y (d) $2N-1 = 201$	26
3.7. Variación temporal de la longitud de la ventana de filtrado frecuencial utilizando una longitud de (a) $2N-1 = 21$, (b) $2N-1 = 51$, (c) $2N-1 = 101$ y (d) $2N-1 = 201$, para el filtrado temporal	26

3.8. Comparativa de $F_{HF}(n)$ estimada con el método en [15] (rojo) y $F_{HF}(n)$ estimada con el método propuesto en este TFM (negro) respecto a la simulada (azul), con el kernel de filtrado temporal Hamming equivalente a una ventana rectangular de 51 muestras y frecuencial adaptativo con ventana de Hamming. (a) Toda la señal. (b) Segmento no lineal. (c) Segmento aproximadamente lineal.	27
3.9. SPWVD del segundo segmento de una señal de la base de datos estimada con un filtrado temporal Hamming de resolución equivalente a una ventana rectangular de 51 muestras y filtrado frecuencial Hamming de resolución equivalente a (a) $h_s = 3$, (b) $h_s = 7$, (c) $h_s = 15$, (d) $h_s = 23$, (e) $h_s = 31$ y (f) $h_s = 49$, (g) $h_s = 63$, (h) $h_s = 95$ y (i) $h_s = 127$ muestras.	30
3.10. Distribución de $e_F(n)$ en mHz utilizando un kernel para el filtrado temporal de longitud $2N-1 = 51$ muestras y las distintas longitudes de filtrado frecuencial propuestas en (a) segmentos musicales y (b) transiciones entre segmentos musicales.	30
3.11. (a) $\hat{F}_{HF}(n)$ y (b) $e_F(n)$ utilizando el método basado en amplitudes variantes y filtrado temporal de longitud $2N-1 = 51$ muestras, para una señal de la base de datos. Las líneas en rojo en (b) delimitan una banda comprendida entre $[-10, 10]$ mHz.	31
3.12. Comparativa de la señal respiratoria (azul) y HRV (verde) una vez filtradas en la banda de frecuencia definida en la Sec. 2.1.4, para diferentes instantes temporales donde se localizan los mayores errores de \hat{F}_{HF}	31
3.13. Comparativa de la estimación de A_{HF} , estimada mediante la integración de la SPWVD en la banda propuesta en este TFM (azul), estimada mediante la integración de la SPWVD en la banda propuesta en este TFM y corregida para la eliminación del filtrado frecuencial (rojo) y estimada con el método propuesto en este TFM (negro).	32
3.14. Distribución del error mediano de los distintos segmentos en mHz utilizando un kernel para el filtrado temporal de $2N-1 = 51$ muestras y las distintas longitudes de filtrado frecuencial propuestas en (a) segmentos musicales y (b) transiciones entre segmentos musicales.	32

1

INTRODUCCIÓN

1.1. Trabajo previo y contexto

Este trabajo fin de máster se enmarca dentro del proyecto de investigación TEC2007-68076-C02-02/TCM financiado por el MCyT y ha sido realizado dentro del Grupo de Tecnologías de las Comunicaciones (GTC) del Instituto de Investigación en Ingeniería de Aragón (I3A) de la Universidad de Zaragoza, y del Centro de Investigación en Red en Bioingeniería, Biomateria y Nanomedicina (CIBER-BBN).

1.2. Motivación, objetivos y alcance

El objetivo de este trabajo fin de máster (TFM), se centra en el estudio de la viabilidad de estimar la frecuencia respiratoria mediante la aplicación de técnicas tiempo-frecuencia (TF) sobre la señal de variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) en condiciones no estacionarias.

La necesidad de estimar la frecuencia respiratoria nace de su importancia en el estudio tanto de las alteraciones en la respiración (p.ej. la apnea del sueño), que pueden causar serios problemas o desórdenes a nivel metabólico, orgánico o nervioso [1], como de alteraciones en otros sistemas con los cuales interacciona (p.ej. sistema cardiovascular).

La estimación de la frecuencia respiratoria puede realizarse bien de forma directa sobre la propia señal respiratoria o bien de forma indirecta a partir de otras señales biológicas como puede ser la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) o la variabilidad de la presión sanguínea (BPV) al verse influidas por la respiración. El interés de la estimación de la frecuencia respiratoria de forma indirecta reside en las dificultades existentes en la estimación directa sobre la propia señal respiratoria asociadas tanto al registro como a la sensibilidad de la señal a interferencias y/o ruido. La dificultad del registro de la señal respiratoria reside en las técnicas utilizadas para su registro (p.ej. espirometría o pneumografía), métodos que necesitan del uso de dispositivos voluminosos, caros y personal altamente cualificado, lo que dificulta su uso en determinadas aplicaciones como pruebas de esfuerzo, estudios del sueño y monitorización ambulatoria; estos dispositivos pueden a la vez interferir con la respiración del sujeto provocando la aparición de artefactos no fisiológicos en el registro [2]. Finalmente la señal respiratoria es muy sensible a cualquier movimiento del torso, o cualquier acción en las vías respiratorias como pueden ser la tos o el habla.

La influencia de la respiración sobre la actividad cardíaca se manifiesta tanto en variaciones morfológicas del electrocardiograma (ECG) (efecto mecánico), como en una modulación del ritmo

cardíaco (efecto autonómico) [3].

Por una parte durante la respiración se ocasionan movimientos torácicos (expansión y contracción del volumen torácico) que ocasionan movimientos de los electrodos usados para el registro del ECG que a su vez se producen cambios en las distribuciones de las impedancias torácicas asociados al llenado y vaciado de los pulmones ocasionando variaciones en el eje eléctrico del corazón [4]. Estas variaciones son registradas por el ECG, y reflejadas como variaciones en la morfología del latido sinusal. Por tanto a partir del estudio de la morfología de los latidos cardíacos puede derivarse una señal EDR (señal respiratoria derivada del ECG) que permita la estimación de la frecuencia respiratoria, como el método propuesto en [2].

Por otra parte, se sabe que el ritmo cardíaco está influido por la respiración a través de un fenómeno conocido como arritmia sinusal respiratoria (RSA). Ésta se caracteriza por provocar un incremento en el ritmo cardíaco durante la inspiración y un decremento de éste durante la expiración. Simultáneamente cuando la frecuencia respiratoria aumenta, la amplitud de la RSA disminuye, mientras que cuando el volumen torácico estático o volumen de ventilación aumenta, su amplitud se ve incrementada, es decir, la amplitud de la RSA depende tanto de la frecuencia respiratoria como de la profundidad con la que se ejecute [1, 5].

La HRV es considerada una medida no invasiva de la actividad de los sistemas simpático y parasimpático. Estos sistemas comprenden las dos ramas principales del sistema autónomo de regulación cardiovascular [6]. En un estudio espectral de la HRV, se establecen tres zonas o componentes diferenciadas. La primera se encuentra en la banda de muy baja frecuencia (VLF) [0, 0.04] Hz, y se piensa asociada a la actividad termorreguladora. La segunda se encuentra en la banda de baja frecuencia (LF) [0.04, 0.15] Hz y se considera asociada a los procesos de regulación de la presión sanguínea. La tercera componente se conoce como la componente de alta frecuencia (HF), se considera como una medida de la actividad parasimpática y asociada a la RSA. En condiciones de reposo se localiza en un intervalo comprendido desde los 0.15 Hz hasta los 0.4 Hz. Si bien este intervalo no es apropiado cuando la frecuencia respiratoria es inferior a 0.15 Hz (p.ej. en situaciones de relajación extrema o meditación) o superior a 0.4 Hz (p.ej. durante prueba de esfuerzo). En estos casos se ha propuesto el uso de bandas dinámicas centradas en la frecuencia respiratoria [7], lo que precisa su conocimiento. En este TFM se considera una banda de HF comprendida entre 0.15 Hz y 0.5 Hz y asume que la componente de HF de la HRV representa una buena aproximación de la frecuencia respiratoria que, en consecuencia, podrá ser estimada a partir de la misma.

El objetivo final de este TFM es la estimación de la frecuencia respiratoria de forma indirecta a partir del análisis de la señal HRV en condiciones no estacionarias. Para ello es necesario, en primer lugar, la estimación de la señal HRV a partir del ECG. En este TFM la HRV se obtiene a partir de los instantes de ocurrencia de los latidos y mediante la técnica de modulación en frecuencia de pulsos por integración (IPFM) [8, 9]. Después la frecuencia respiratoria se estima como aquella frecuencia a la que se encuentra el máximo de la distribución pseudo Wigner-Ville suavizada (SPWVD) [10, 11, 12] de la HRV en la banda de HF.

La SPWVD es una de las distribuciones cuadráticas TF más ampliamente utilizadas en el análisis de la HRV en condiciones no estacionarias debido a su excelente resolución TF ya que permite un control independiente de los filtrados temporal y frecuencial. Además, la estimación de la frecuencia instantánea, mediante la detección del pico máximo de la SPWVD no presenta ningún sesgo cuando la frecuencia instantánea varía linealmente en el tiempo [13]. Sin embargo, cuando la frecuencia instantánea es una función no lineal del tiempo, el estimador presenta un sesgo que aumenta cuanto más importantes son las no linealidades y mayor es la longitud de la ventana de filtrado frecuencial [14].

En [15] se ha propuesto un método de estimación de la frecuencia instantánea de una señal modulada en frecuencia (FM) con variaciones de frecuencia no lineales basado en la detección del pico máximo de la SPWVD, que minimiza el error cuadrático medio (MSE) de dicha estimación

mediante la aplicación de ventanas de filtrado frecuencial de longitud variable.

La aplicabilidad del método propuesto en [15] para la estimación de la frecuencia respiratoria a partir de la SPWVD de la HRV está limitada debido al hecho de que el método propuesto asume que las amplitudes de las componentes de la señal cuyas frecuencias instantáneas se quieren estimar son constantes, lo que no sucede en las aplicaciones donde la RSA no es estacionaria. Por ello, en este TFM se extenderá el método de estimación de frecuencia al caso de señales con componentes cuyas amplitudes varían en el tiempo. Para ello se diseñará un estimador de la amplitud instantánea de la componente HF de la HRV basado también en la SPWVD.

Se ha diseñado un estudio de simulación de señales con amplitudes tiempo-variantes y variaciones de frecuencia no lineales sobre el que se han evaluado tanto el método de estimación de frecuencia instantánea propuesto en [15] como el método de estimación de amplitud instantánea y la extensión del método propuesto en [15] al caso de amplitudes variantes, desarrollado en este TFM.

Finalmente los diferentes métodos de estimación de la frecuencia respiratoria como la frecuencia de la componente HF de la HRV a partir de la SPWVD propuestos, se han evaluado sobre señales reales de una base de datos facilitada por el Maxplank Institute for Cognitive and Brain Sciences que consta de 58 señales ECG y respiratorias registradas simultáneamente durante la escucha de distintos fragmentos musicales clasificados como agradables o desagradables. Esta base de datos enfatiza las características no estacionarias de la frecuencia respiratoria al provocar variaciones en ésta de un segmento musical a otro y durante las transiciones [16, 17].

2

MÉTODOS Y MATERIALES

En esta sección se presentan los métodos de estimación de la frecuencia respiratoria estimada a partir de la componente de alta frecuencia (HF) de la señal de variabilidad del ritmo cardíaco (HRV), así como los métodos de evaluación de los mismos.

Para la estimación de la frecuencia respiratoria como la frecuencia de la componente HF de la HRV se ha propuesto una modificación del algoritmo presentado en [15] que incluye la estimación instantánea de la amplitud de la componente HF de la HRV y la estimación adaptativa del ruido en la banda de HF. El algoritmo propuesto en [15] está diseñado para señales FM con amplitudes constantes, pero se sabe que las componentes de la HRV presentan potencias variantes en el tiempo en numerosas aplicaciones de interés fisiológico y patológico [18]. Por lo que en este TFM se propone la estimación instantánea tanto de las amplitudes como del ruido para intentar reducir el error de estimación inherente al algoritmo.

Para la evaluación del método propuesto se ha diseñado un estudio de simulación de señales FM con variaciones de frecuencia instantánea no lineales y amplitudes variantes en el tiempo.

2.1. Métodos de estimación

2.1.1. Estimación de la frecuencia respiratoria

Supongamos que la señal analítica de la HRV puede modelarse como [19]:

$$z(n) = \sum_{q=1}^Q A_q(n) e^{j\phi_q(n)} + v(n) \quad (2.1)$$

donde Q representa el número total de componentes frecuenciales principales en la señal, $A_q(n)$ la amplitud de cada componente, $\phi_q(n)$ la fase de cada componente y $v(n)$ un ruido blanco complejo. La relación entre la fase y la frecuencia instantánea de cada componente viene dada por:

$$f_q(n) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dn} \phi_q(n) \quad (2.2)$$

La estimación de la frecuencia respiratoria instantánea se realiza a partir de la localización del pico de amplitud máxima en la banda de frecuencia de HF de la HRV para cada instante de tiempo [15].

$$\hat{F}(n) = \frac{F_s}{4M} \arg \max_m \{P_z(n, m)\} \quad (2.3)$$

donde n y m denotan los índices en tiempo y frecuencia respectivamente, F_s es la frecuencia de muestreo de la señal $z(n)$ y $P_z(n, m)$ su SPWVD, definida segun [19]

$$P_z(n, m) = 2 \sum_{k=-K+1}^{K-1} |h(k)|^2 \left[\sum_{p=-N+1}^{N-1} g(p) r_z(n+p, k) \right] e^{-j2\pi \frac{m}{M} k} \quad m = -M+1, \dots, M \quad (2.4)$$

$|h(k)|^2$ y $g(n)$ definen las ventanas de filtrado frecuencial y temporal de longitudes $2K-1$ y $2N-1$, respectivamente. El término $r_z(n, k)$ representa la función de autocorrelación instantánea definida como: $r_z(n, k) = z(n+k)z^*(n-k)$.

El método propuesto en [15] deriva una formulación asintótica para el sesgo y la varianza del error de estimación de la frecuencia de cada componente, asumiendo el modelo en (2.1) con amplitudes constantes. Dicha formulación se ha derivado en [20] en ausencia de filtrado temporal y en [15] con un filtrado temporal hiperbólico, obteniendo el mismo resultado. En [15] se demuestra como al utilizar kernels de filtrado temporal y frecuencial independientes, siempre y cuando la ventana de filtrado temporal presente area unitaria, la formulación de la varianza del error de estimación es independiente de la ventana de filtrado temporal utilizada. La formulación asintótica del sesgo y varianza del error de estimación de la frecuencia instantánea de cada componente, θ_{q, h_s} y σ_{q, h_s}^2 respectivamente, viene dada por [15, 20]:

$$\theta_{q, h_s} = E \left[\Delta \hat{F}_q(n) \right] \leq \frac{1}{80} \sup_n \left\{ \left| F_{q, h_s}^{(2)} \right| \right\} h_s^2 \quad (2.5)$$

$$\sigma_{q, h_s}^2 = \text{var} \left[\Delta \hat{F}_q(n) \right] = \frac{3\sigma_v^2}{2\pi^2 A_q^2} \left[1 + \frac{\sigma_v^2}{2A_q^2} \right] \frac{T_s}{h_s^3} \quad (2.6)$$

donde $F_{q, h_s}^{(2)}$ representa la segunda derivada de la frecuencia instantánea de la componente q estimada con una ventana de filtrado frecuencial de duración temporal h_s , σ_v^2 es la varianza del ruido AWGN presente en la señal, A_q la amplitud de cada componente y T_s el periodo de muestreo.

De la formulación del sesgo (2.5) y la varianza (2.6) del error de estimación de la frecuencia instantánea, se observa que cuando la longitud de la ventana de filtrado frecuencial aumenta, aumenta el sesgo y disminuye la varianza. Además el sesgo depende linealmente de la segunda derivada de la frecuencia, considerada constante lo que hace que éste varíe a lo largo del tiempo en función de las variaciones de la frecuencia instantánea [15, 20].

Conociendo la formulación del sesgo (2.5) y la varianza (2.6) del error de estimación de la frecuencia instantánea se puede derivar la longitud de la ventana de filtrado frecuencial que minimiza el error cuadrático medio de dicho error para cada instante temporal [15, 20]. El principal problema de esta solución es que requiere el conocimiento “a priori” de la evolución temporal de la frecuencia instantánea que trata de estimar. En [15, 20] se propone una alternativa subóptima para el cálculo de la longitud de la ventana de filtrado frecuencial para cada instante de tiempo. Esta alternativa utiliza únicamente la formulación de la varianza del error de estimación de la frecuencia instantánea.

La estimación de la longitud óptima de la ventana de filtrado frecuencial se realiza a partir de un algoritmo iterativo no paramétrico. Para ello se define una secuencia de ventanas de filtrado frecuencial, h_s , con longitudes crecientes ($h_1 < h_2 < \dots < h_j$), donde h_s presenta una longitud $2K_s-1$, y se calculan los correspondientes intervalos de confianza en función de la estimación frecuencial instantánea obtenida con (2.3) y la varianza del error de estimación de la misma (2.6), asumiendo un bias $\theta_{q, h_s} \leq \kappa \sigma_{q, h_1}$ [15, 20], de acuerdo a:

$$D_{q, h_s} = \left\{ \hat{F}_{q, h_s}(n) - 2\kappa \sigma_{q, h_s}, \hat{F}_{q, h_s}(n) + 2\kappa \sigma_{q, h_s} \right\} \quad (2.7)$$

$\hat{F}_{q, h_s}(n)$ corresponde a (2.3) de la componente q estimada sobre una SPWVD con ventana de filtrado frecuencial de longitud h_s y κ se establece igual a 2 de forma que asumiendo una distribución gaussiana

del error de estimación y una ventana de filtrado frecuencial h_s suficiente los intervalos de confianza presenten algún punto en común con una probabilidad del 95%. Los intervalos de confianza D_{q,h_s} definen la región donde se localiza la estimación óptima en función de la longitud de la ventana utilizada.

La longitud de la ventana óptima se elige como la mayor h_s para la cual los segmentos D_s y D_{s+1} tienen un punto en común. La idea es que si los segmentos anteriores no tienen ningún punto en común el sesgo es demasiado grande comparado con la desviación estándar. La longitud seleccionada como óptima se considera como el compromiso entre sesgo y varianza donde el sesgo y la desviación estándar tienen el mismo orden. De las expresiones (2.5), (2.6) y (2.7) se deduce que, si las amplitudes de las componentes son constantes, la varianza del error de estimación para cada longitud de ventana h_s es constante para toda la duración de la señal, mientras que el sesgo varía en función de las variaciones frecuenciales de la señal. Por tanto, la duración de los intervalos de confianza para cada longitud de ventana de filtrado frecuencial es constante para toda la duración del registro. Sin embargo, en condiciones no estacionarias en las que tanto las amplitudes de las componentes como el ruido presente en la señal pueden ser variantes en el tiempo, es razonable pensar que los intervalos de confianza pueden tener diferentes duraciones en función de los valores instantáneos de amplitud y ruido. Por eso, en este TM se propone la extensión del método propuesto en [15] de manera que la varianza del error de estimación para cada longitud de ventana h_s es variante en tiempo:

$$\sigma_{q,h_s}^2(n) = \text{var} \left[\Delta \hat{F}_q(n) \right] = \frac{3\sigma_v^2(n)}{2\pi^2 A_q^2(n)} \left[1 + \frac{\sigma_v^2(n)}{2A_q^2(n)} \right] \frac{T_s}{h_s^3} \quad (2.8)$$

$$D_{q,h_s}(n) = \left\{ \hat{F}_{q,h_s}(n) - 2\kappa\sigma_{q,h_s}(n), \hat{F}_{q,h_s}(n) + 2\kappa\sigma_{q,h_s}(n) \right\} \quad (2.9)$$

El algoritmo establece una estimación inicial de $\hat{F}_{HF}(n)$ igual a la obtenida con la ventana de filtrado frecuencial h_s de menor longitud, esta estimación es luego modificada de acuerdo al algoritmo propuesto, de forma que nos aseguramos que en cada instante se realiza una estimación.

El algoritmo se ha implementado para trabajar sobre bloques de señal de 5 minutos solapados $2N-1$ muestras, con señales muestreadas a una frecuencia de muestreo F_s de 4 Hz y $2M = 2048$, dando una resolución frecuencial de 1mHz. Se han considerado diferentes tipos de filtrado temporal y frecuencial, en concreto, rectangular, Hamming y exponencial.

$$h(n) = 0,54 - 0,46 \cos \left(2\pi \frac{n}{L-1} \right) \quad (2.10)$$

$$h(n) = e^{-\gamma|n|} \quad (2.11)$$

Para las ventanas rectangulares de tiempo y frecuencia se han utilizado los siguientes valores, $2N-1 = \{21, 51, 101, 201\}$ y $h_s = \{3, 7, 15, 23, 31, 49, 63, 95, 127\}$ respectivamente, no se consideraron longitudes $h_s > 127$ muestras puesto que en un estudio preeliminar se observó que en la SPWVD los términos cruzados presentaban mayor potencia que los términos de señal. Las ventanas de filtrado Hamming y exponencial se definen en (2.10) y (2.11), respectivamente.

Para las ventanas de Hamming y exponencial se han estimado los parámetros de filtrado (longitud L para Hamming y factor de amortiguamiento γ para exponencial) de forma que presenten el mismo área que la rectangular de P muestras.

$$L = \frac{P + 0,46}{0,54} \quad (2.12)$$

$$\gamma = \frac{2}{P} \quad (2.13)$$

Los desarrollos se muestran en el anexo A. La tabla 2.1 muestra los valores de equivalencia para las ventanas Hamming y exponencial respecto a la rectangular.

Tabla 2.1: Equivalencia entre las longitudes de las ventanas rectangular (P) y hamming (L) y factor de amortiguamiento de la ventana exponencial (γ).

P=2N-1	L	γ	P=2K-1	L	γ
21	39	0.095	3	7	0.667
51	95	0.039	7	13	0.286
101	187	0.020	15	29	0.133
151	281	0.013	23	43	0.087
			31	59	0.065
			49	91	0.048
			63	117	0.032
			95	177	0.021
			127	237	0.016

2.1.2. Estimación de amplitud

Existen diversas formas de estimar la potencia instantánea a partir del espectro de la SPWVD, tanto paramétricas como no paramétricas. En este trabajo se ha optado por estimar la potencia de cada componente de la señal analítica en (2.1) a través de la integración en frecuencia de cada corte temporal de SPWVD teniendo en cuenta el efecto que sobre ésta tienen las ventanas de filtrado temporal y frecuencial de la SPWVD.

En [21] se establece que la potencia instantánea de una señal puede ser obtenida a partir de su distribución Wigner-Ville mediante:

$$\hat{p}_z(n) = \frac{1}{2M} \sum_{m=-M+1}^M W_z(n, m) \quad (2.14)$$

donde $W_z(n, m)$ es la distribución Wigner-Ville (WVD) de la señal $z(n)$. La WVD se define de acuerdo a:

$$W_z(n, m) = 2 \sum_{k=-K+1}^{K-1} r_z(n+p, k) e^{-j2\pi \frac{m}{M} k} \quad m = -M+1, \dots, M \quad (2.15)$$

Esta distribución cumple las condiciones marginales de tiempo y frecuencia pero su capacidad de interpretación se ve altamente reducida debido a la gran presencia de términos cruzados. Los términos cruzados son debidos bien a la presencia de más de una componente o a variaciones no lineales de la frecuencia de las componentes [12, 22, 23, 24]. Por ello se propone el uso de la SPWVD (2.4), ya que reduce los términos cruzados, pero al no cumplir las condiciones marginales en tiempo y frecuencia, la relación en (2.14) deja de ser válida, de forma que es necesario evaluar la influencia de las ventanas de filtrado en la estimación de la potencia.

Consideramos la estimación de la potencia de la componente de HF de la HRV a partir de la integración de la SPWVD como:

$$\hat{p}_{sp}(n) = \frac{1}{2M} \sum_{m=-T+1}^T P_z(n, m) \quad (2.16)$$

donde $\hat{p}_{sp}(n)$ denota la estimación de la potencia instantánea obtenida a partir de la integración de la SPWVD en un ancho de banda definido por $2T$ muestras. Teniendo en cuenta las propiedades de la transformada de Fourier, la SPWVD en (2.4), puede expresarse como [21]:

$$\begin{aligned} P_z(n, m) &= 2H(m) * \left[\sum_{k=-K+1}^{K-1} \left[\sum_{p=-N+1}^{N-1} g(p)z(n+p+k)z^*(n+p-k) \right] e^{-j2\pi \frac{m}{M}k} \right] \\ &= 2H(m) * S_z(n, m) \end{aligned} \quad (2.17)$$

donde $S_z(n, m)$ representa la WVD filtrada en tiempo y $H(m)$, es la transformada discreta de Fourier con $2M$ puntos de la ventana de filtrado frecuencial $|h(k)|^2$:

$$H(m) = DFT_{2M} \{ |h(k)|^2 \} \quad (2.18)$$

En el caso de señales ideales (monocomponente, ausencia de ruido y amplitud constante), cada corte instantáneo de la SPWVD presenta el filtro $H(m)$, desplazado a la frecuencia central de la banda de interés en dicho instante. Al inventanar una señal, su potencia deja de estar concentrada en un ancho de banda limitado, extendiéndose a todo el dominio frecuencial. Por ello siempre y cuando integremos en un ancho de banda limitado el espectro de una señal inventanada en frecuencia, obtendremos una potencia proporcional a la real, la cual puede expresarse como:

$$\hat{p}_{sp}(n) = \frac{1}{f_c(n)} \hat{p}_s(n) \quad (2.19)$$

donde $\hat{p}_s(n)$, es la potencia estimada a partir de la integración en una banda limitada de $S_z(n, m)$ y $f_c(n)$ representa un factor de corrección en función de la energía de la ventana que no se ha incluido al limitar el ancho de banda en el cual se ha realizado la integración.

En [21, 25] se propone el uso de ventanas con un factor de sensibilidad elevado de forma que la mayor parte de la energía de la señal quede concentrado en el interior del lóbulo principal. De esta forma limitando el ancho de banda de integración al lóbulo principal, la estimación es más ajustada a la potencia real de la señal. El factor de corrección lo calcularemos como:

$$f_c(n) = \frac{\sum_{m=-M+1}^M H(m)}{\sum_{m=l_1}^{l_2} H(m - m_{HF}(n))} \quad (2.20)$$

donde $m_{HF}(n) = F_{HF}(n)/F_s 4M$.

Consideraremos entonces que la influencia del filtrado frecuencial puede eliminarse mediante un factor multiplicativo variante en el tiempo.

Para la eliminación de la influencia del filtrado en tiempo [21] analizamos la siguientes expresion de $\hat{p}_s(n)$:

$$\begin{aligned} \hat{p}_s(n) &= \frac{1}{2M} \sum_{m=l_1}^{l_2} \left[\sum_{k=-K+1}^{K-1} \left(\sum_{p=-N+1}^{N-1} g(p)r_z(n+p, k) \right) e^{-j2\pi \frac{m}{M}k} \right] \\ &= \frac{1}{2M} \sum_{p=-N+1}^{N-1} g(p) \left[\sum_{m=l_1}^{l_2} \left(\sum_{k=-K+1}^{K-1} r_z(n+p, k) e^{-j2\pi \frac{m}{M}k} \right) \right] \\ &= g(n) * \left[\frac{1}{2M} \sum_{m=l_1}^{l_2} \left(\sum_{k=-K+1}^{K-1} r_z(k) e^{-j2\pi \frac{m}{M}k} \right) \right] \\ &= g(n) * \left(\frac{1}{2M} \sum_{m=l_1}^{l_2} W_z(n, m) \right) \\ &= g(n) * \hat{p}_z(n) \end{aligned} \quad (2.21)$$

donde $\hat{p}_z(n)$ representa la potencia estimada de la componente de HF de la señal analítica $z(n)$.

En la ecuación (2.21), podemos ver como el filtrado temporal se traduce en un filtrado de la potencia estimada sobre la WVD original. De esta forma mediante un filtrado inverso o proceso deconvolutivo podremos eliminar la influencia del filtrado temporal.

La potencia obtenida al integrar en frecuencia cada corte instantáneo de la SPWVD, $\hat{p}_{sp}(n)$, puede relacionarse con la potencia instantánea de la señal original, $\hat{p}_z(n)$, mediante la ecuación:

$$\hat{p}_z(n) = g^{-1}(n) * (\hat{p}_{sp}(n)f_c(n)) \quad (2.22)$$

donde $g^{-1}(n)$ representa la función inversa de $g(n)$.

a. Definición del ancho de banda de integración

Para poder aplicar la deconvolución el ancho de banda en cada segmento debe ser el mismo en cada instante temporal, de forma que se mantengan las propiedades de linealidad de la integral y la convolución. Existen diversas formas de definir el ancho de banda de integración [3, 7, 26]. En este trabajo se ha optado por definir un ancho de banda constante que contenga el lóbulo principal de la ventana de filtrado frecuencial para todos los instantes. Cada corte temporal de la SPWVD presentará un máximo a la frecuencia en la cuál se localice la componente HF de la HRV, $F_{HF}(n)$, que se estima de acuerdo a (2.3).

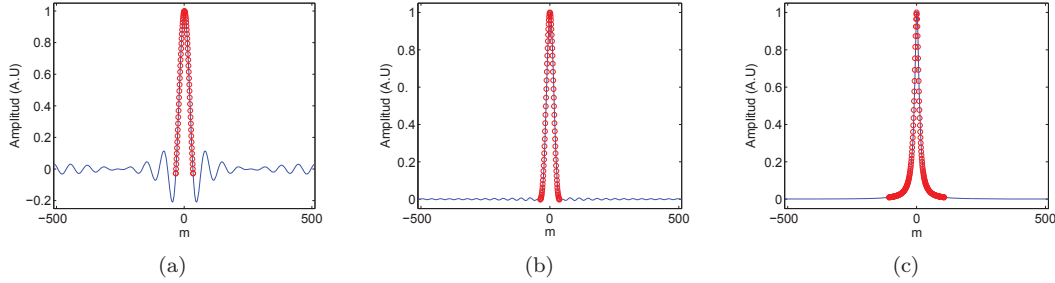


Figura 2.1: Transformada discreta de Fourier de las ventanas de filtrado frecuencial de igual resolución a una ventana rectangular de 31 muestras obtenida con $2M = 1024$ muestras. (a) Ventana rectangular, (b) ventana Hamming (c) ventana exponencial.

La anchura del lóbulo principal Δf se define como las muestras entre los dos primeros cruces por cero situados a cada lado del máximo de $H(m)$ y centrado en éste, $\Delta f = -l : l$, y depende únicamente del tipo y longitud de la ventana de filtrado frecuencial. La figura 2.1 muestra para cada tipo de ventana (rectangular, exponencial y Hamming) su transformada discreta de Fourier $H(m)$ en azul y las muestras pertenecientes al lóbulo principal en rojo. En caso de no darse un cruce por cero (ventana exponencial), se identifican como extremos los puntos que presenten una amplitud inferior a 0.01 a cada lado del máximo. Se define un ancho de banda de integración B_w de acuerdo a:

$$B_w = \frac{F_s}{4M} \cup \{m_{HF}(n) + \Delta f\} = \frac{F_s}{4M} [l_1, l_2] \quad (2.23)$$

b. Eliminación de la influencia del filtrado frecuencial

Para eliminar la influencia del filtrado frecuencial se calcula el factor de corrección para cada instante, de acuerdo a (2.20) y se multiplica por la potencia estimada a partir de la integración en cada instante de la SPWVD en el ancho de banda definido en el apartado a, según (2.19).

c. Eliminación de la influencia del filtrado temporal

La deconvolución se realiza en el dominio transformado de Fourier. Para evitar los ceros de la transformada discreta de Fourier de la ventana de filtrado temporal se utiliza el filtro inverso de Wiener [27]. Éste se define como:

$$\begin{aligned} G^{-1}(m) &= \frac{G^*(m)}{|G(m)|^2 + \epsilon} \\ G(m) &= DFT\{g(n)\} \\ \epsilon &= 0,01 \end{aligned} \quad (2.24)$$

donde $DFT\{\bullet\}$, denota al operador transformada discreta de Fourier, y m es el índice frecuencial de la DFT. La DFT debe calcularse en el número de puntos que presenta la señal $z(n)$ en dominio temporal. Para no introducir un sesgo en la potencia deconvolucionada asociado a ϵ , éste sólo se suma en los índices frecuenciales donde la potencia corregida, $\hat{p}_s(n)$, no contiene información relevante. Se considera que la señal no contiene información relevante fuera de una ventana centrada en el máximo de la transformada de Fourier de $\hat{p}_s(n)$ que contenga al menos el 90% de la potencia total.

La deconvolución se lleva a cabo en el dominio frecuencial, de forma que la potencia final responde a:

$$\hat{p}_z(n) = DFT^{-1}\{G^{-1}(m)DFT\{\hat{p}_s(n)\}\} \quad (2.25)$$

Finalmente la estimación de la amplitud se hace a partir de la potencia instantánea estimada de acuerdo a:

$$\hat{A}_z(n) = \sqrt{\hat{p}_z(n)} \quad (2.26)$$

La estimación de $\hat{p}_{sp}(n)$ y su corrección se hace por bloques de igual forma que la estimación de frecuencia, mientras que la deconvolución se realiza sobre toda la señal. Esto se realiza para evitar que tanto el efecto circular de la convolución discreta como los transitorios asociados a los filtros utilizados, aparezcan en cada segmento introduciendo errores adicionales a los ya inherentes en la SPWVD. La SPWVD presenta en sus extremos falta de información asociada a la influencia de las ventanas de filtrado temporal utilizada de forma que las primeras N y últimas $N-1$ muestras presentaran un error de estimación insalvable y asociado a la autocorrelación instantánea. Con el solapamiento establecido eliminamos este error en cada segmento y mediante la deconvolución de la señal completa, los transitorios y efectos circulares de la convolución quedan limitados a un número de muestras igual al transitorio del filtro asociado a la ventana utilizada, en el inicio y el final de la señal.

2.1.3. Estimación de ruido

El estimador de ruido propuesto en [15], no presentaba resultados válidos sobre las señales simuladas, puesto que la amplitud simulada es variante en el tiempo, de modo que se consideró introducir un algoritmo de estimación de la potencia de ruido variante en el tiempo que tenga en cuenta no sólo el ruido presente en la señal $z(n)$ sino posibles errores en la estimación de las amplitudes instantáneas

Se propone un estimador de ruido instantáneo a partir de la señal original y de la estimación de amplitudes y frecuencia instantáneas de la Sec. 2.1.2, considerando señales monocomponentes:

$$\hat{v}(n) = z(n) - \hat{A}_z(n)e^{j\hat{\phi}_z(n)} \quad (2.27)$$

donde $\hat{\phi}_z(n)$ se obtiene a partir de la relación definida en (2.2) y de la frecuencia estimada para determinar el ancho de banda del estimador de amplitud, la señal estimada debe ser previamente filtrada paso banda según se describe en la Sec. 2.1.4.

Esta señal aparte de ruido, incluye un error asociado a la estimación de la frecuencia. La estimación de potencia instantánea del ruido se realizará de acuerdo a:

$$\sigma_v^2(n) = v(n)v^*(n) \quad (2.28)$$

De esta forma se pueden corregir los errores de estimación de amplitud instantánea en el algoritmo propuesto.

2.1.4. Preprocesado y postprocesado de la señal analítica

Tanto el estimador de frecuencia descrito en la Sec. 2.1.1 como el estimador de amplitud descrito en la Sec. 2.1.2 han sido diseñados para trabajar en bloques. Ambos algoritmos están diseñados únicamente para la estimación de la componente de HF de la HRV. Para que funcionen de forma óptima es necesario aplicar un preprocesado común y un post-procesado específico.

a. Preprocesado

Para reducir la posible aparición de términos cruzados en la SPWVD y poder aplicar filtrados temporales de menor longitud (obteniendo mayor resolución) la señal analítica $z(n)$ en (2.1) es filtrada paso banda con un filtro Butterworth de orden 9 y frecuencias de corte de 0.1 Hz y 0.65 Hz, mediante el algoritmo *backward-forward IIR filtering* [10]. El algoritmo de filtrado se ha

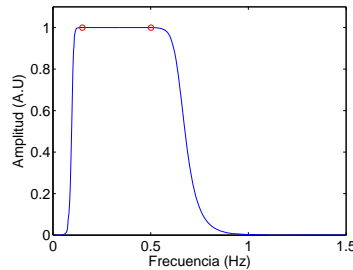


Figura 2.2: Respuesta en frecuencia del filtro Butterworth de orden 9 y banda de paso [0.1, 0.65] Hz

seleccionado para que no introduzca distorsión de fase en la señal, el tipo de filtro se ha seleccionado por presentar respuesta maximalmente plana en la banda de interés de forma que no se modifiquen las características de la señal en la misma. La banda frecuencial se estableció de forma que el filtro presentara respuesta unitaria y plana en la banda de HF de la HRV seleccionada. La figura 2.2, muestra la respuesta frecuencial del filtro diseñado, los círculos rojos delimitan la banda frecuencial de HF considerada.

La señal analítica, una vez filtrada paso banda, es segmentada en bloques de 5 minutos de duración con un solape de $2N-1$ muestras, longitud de la ventana de filtrado temporal. Cada segmento es entonces procesado por separado con los algoritmos anteriores.

b. Post-procesado

El post-procesado consiste en unificar los bloques de nuevo en la señal. Para ello se eliminan las primeras N y últimas $N-1$ muestras en los segmentos intermedios y únicamente las últimas $N-1$ o primeras N muestras en el primer y último bloque respectivamente. Una vez eliminadas estas

muestras las señales estimadas mediante el algoritmo de estimación frecuencial o el método de estimación de amplitud se concatenan.

El algoritmo es el mismo para ambos estimadores, frecuencia y amplitud, pero difiere el momento de aplicación. En el estimador de amplitud es necesario aplicarlo antes de realizar la deconvolución y en el estimador de frecuencia se aplica al final de la estimación completa.

2.2. Materiales

2.2.1. Estudio simulación

Para el estudio de simulación se han diseñado señales HRV con amplitudes variantes en el tiempo, componente LF de frecuencia constante y componente HF variante en el tiempo. La señal analítica de HRV simulada se define a partir de (2.1) con dos componentes principales, de acuerdo a:

$$z(n) = A_{LF}(n)e^{j\phi_{LF}(n)} + A_{HF}(n)e^{j\phi_{HF}(n)} + v(n) \quad (2.29)$$

donde $A_{LF}(n)$ y $A_{HF}(n)$, $\phi_{LF}(n)$ y $\phi_{HF}(n)$ representan la amplitud y fase de las componentes de LF y HF de la HRV.

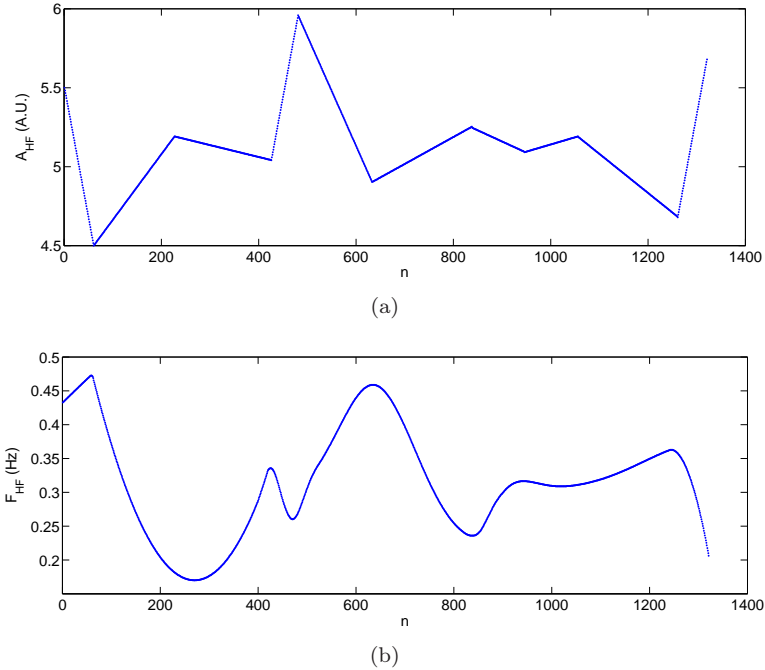


Figura 2.3: Ley de variación de (a) amplitud A_{HF} y (b) frecuencia F_{HF} de la componente HF de la HRV

La figura 2.3 muestra la amplitud $A_{HF}(n)$ de la componente de HF de la HRV así como su frecuencia $F_{HF}(n)$. Las amplitudes de las componentes de la HRV se definen en función del balance simpato-vagal ($B_{sv} = \frac{A_{LF}^2(n)}{A_{HF}^2(n)}$), $B_{sv} = 0,5$ [18]. La frecuencia de LF se establece a 0.1 Hz. El ruido AWGN se define con una SNR de 20 dB [19] de acuerdo a: $SNR = 20 \log(\max_n \{A_{HF}(n)\}) - 20 \log(\sigma_v)$.

2.2.2. Señales reales

La base de datos utilizada consta de 58 señales respiratorias y ECG registradas simultáneamente con una frecuencia de muestreo de 1 KHz. Durante el registro el paciente se encuentra en posición supina y está sometido a la escucha de distintos tipos de segmentos musicales. Se sabe que la música influye el sistema nervioso autónomo (ANS), lo que hace que la componente de HF de la HRV no sea estacionaria, sino que varíe según el segmento musical y durante las transiciones entre segmentos musicales [17].

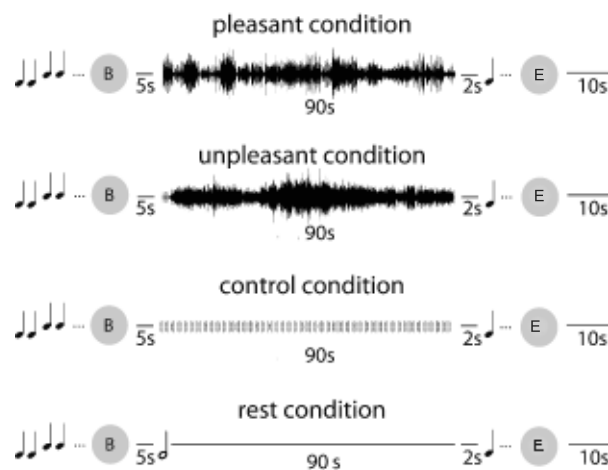


Figura 2.4: Secuenciación de los segmentos musicales durante un registro y tipos de segmentos, de arriba a abajo, tono agradable, tono desagradable, tono *shepared* y fragmento de silencio.

Cada registro presenta una duración aproximada de 45 minutos y consta de 6 fragmentos musicales y 7 fragmentos de silencio. Los fragmentos de silencio presentan una duración similar a los musicales. Se han utilizado tres tipos de fragmentos musicales clasificados como música agradable, no agradable y tono *shepared* o de control, que se presentan de forma aleatoria en la secuencia mencionada. La figura 2.4 muestra la secuenciación de los distintos fragmentos dentro de un registro. Dos señales acústicas indican el inicio y la proximidad de un nuevo fragmento musical. La primera señal aparece 5 s antes del inicio del mismo y la segunda aproximadamente 10 s tras la finalización de éste, dónde al sujeto se le pide evaluar el segmento escuchado. Información más detallada se puede encontrar en [17].

La señal respiratoria es diezmada a una frecuencia de muestreo F_s de 4 Hz. La línea de base se reduce mediante un filtrado paso alto con filtro de Butterworth de orden 3 y frecuencia de corte de 0.1 Hz. El ruido de alta frecuencia se elimina filtrando la señal con un filtro Butterworth de orden 3 y frecuencia de corte de 1.8 Hz. El algoritmo de filtrado de nuevo es *backward-forward IIR filtering*. Esta señal servirá como referencia para evaluar los métodos propuestos.

La señal HRV se estima a partir del ECG mediante un algoritmo basado en el modelo de modulación en frecuencia de pulsos por integración (IPFM) que incluye la detección y corrección de latidos ectópicos [8, 9]. La HRV es muestreada con una frecuencia de muestreo F_s 4 Hz y se obtiene su señal analítica a partir de la transformada de Hilbert [10].

2.3. Métodos de evaluación

2.3.1. Estudio de simulación

Se han realizado dos tipos de evaluación sobre las señales simuladas, la primera para el estimador de amplitud definido en la Sec. 2.1.2 y la segunda de la estimación de la frecuencia instantánea obtenida con el método definido en la Sec. 2.1.

La evaluación del método de estimación de amplitud se ha realizado tanto en términos de potencia como de amplitud de las señales presentadas en la Sec. 2.2.1. El error se estima de forma instantánea de acuerdo a:

$$e_p(n) = 100 \frac{\hat{p}_z(n) - p_z(n)}{p_z(n)} \quad [\%] \quad (2.30)$$

para la potencia instantánea y:

$$e_a(n) = 100 \frac{\hat{A}_z(n) - A_z(n)}{A_z(n)} \quad [\%] \quad (2.31)$$

para la amplitud instantánea.

La evaluación del error de estimación de la frecuencia instantánea se ha realizado tanto en términos absolutos como en relativos de acuerdo a:

$$e_F(n) = \hat{F}_{\text{HF}}(n) - F_{\text{HF}}(n) \quad [Hz] \quad (2.32)$$

$$e_F(n) = \frac{\hat{F}_{\text{HF}}(n) - F(n)}{F_{\text{HF}}(n)} \quad [\%] \quad (2.33)$$

La evaluación del error de estimación en frecuencia se ha realizado tanto para toda la duración de la señal, como por separado para los segmentos con variaciones frecuenciales aproximadamente lineales y para los segmentos con variaciones frecuenciales no lineales.

La caracterización del error de estimación se ha realizado en términos de error medio (2.34) y desviación estándar (2.35), de acuerdo a:

$$\bar{e}^j = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} e^j(n) \quad (2.34)$$

$$\sigma_e^j = \sqrt{\frac{1}{N_s - 1} \sum_{n=1}^{N_s} (e^j(n) - \bar{e}^j)^2} \quad (2.35)$$

$$(2.36)$$

donde $e(n)$ denota el error considerado, $e_p(n)$ en caso del error en potencia, $e_a(n)$ para la amplitud o e_F en frecuencia, j denota la realización y N_s denota el número de muestras en una realización. Se consideraran valores medios para 100 realizaciones de (2.34) y (2.35) para la obtención de un error cuadrático medio (MSE) de acuerdo a:

$$\bar{e} = \frac{1}{N_r} \sum_{j=1}^{N_r} \bar{e}^j \quad (2.37)$$

$$\sigma_e = \frac{1}{N_r} \sum_{j=1}^{N_r} \sigma_e^j \quad (2.38)$$

$$MSE = \bar{e}^2 + \sigma_e^2 \quad (2.39)$$

donde N_r denota el número de realizaciones de un experimento.

2.3.2. Señales reales

La evaluación del método de estimación sobre las señales reales se basa en el estudio del error de estimación de la frecuencia instantánea del método propuesto en la Sec. 2.1, mediante las ecuaciones:

$$e_F(n) = \hat{F}_{HF}(n) - \hat{F}_r(n) \quad [Hz] \quad (2.40)$$

$$e_F(n) = \frac{\hat{F}_{HF}(n) - \hat{F}_r(n)}{\hat{F}_r(n)} \quad [\%] \quad (2.41)$$

donde el término $\hat{F}_{HF}(n)$, define la frecuencia instantánea estimada a partir de la componente HF de la HRV y $\hat{F}_r(n)$ la frecuencia de referencia estimada con los mismos parámetros y método sobre la señal respiratoria de referencia.

Los errores se evalúan en términos del error mediano y la desviación mediana absoluta tanto en términos relativos como en términos absolutos. Se han seleccionado valores medianos para realizar una evaluación robusta frente a estimaciones erróneas derivadas, por ejemplo, de la presencia de falsas detecciones, latidos ectópicos o cualquier otro artefacto en la señal de HRV. El error mediano (e_{med}) y la desviación mediana absoluta (MAD) son estimadores robustos del error y de la dispersión, y se definen de acuerdo a:

$$e_{med}^j = \text{median}_n \left\{ e_F^j(n) \right\} \quad (2.42)$$

$$MAD^j = \text{median}_n \left\{ \left| e_F^j(n) - e_{med}^j \right| \right\} \quad (2.43)$$

donde j indica el segmento de señal, musical o transición, considerado; los valores medios de e_{med} y MAD en los distintos segmentos se obtienen de acuerdo a:

$$\bar{e}_{med} = \frac{1}{N_m N_h} \sum_{j=1}^{N_m N_h} e_{med}^j \quad (2.44)$$

$$\overline{MAD} = \frac{1}{N_m N_h} \sum_{j=1}^{N_m N_h} MAD^j \quad (2.45)$$

donde N_m indica el número de segmentos en cada señal y N_h el número de señales analizadas. El método de estimación de frecuencia se evalúa finalmente de acuerdo a (2.44) y (2.45) para cada tipo de segmento, musical o transición.

Se considera como segmento musical un intervalo de 80 s de duración tras los primeros 5 s a la aplicación de un nuevo estímulo musical. La transición entre segmentos comprende desde los últimos 20 s antes del comienzo de un nuevo estímulo musical hasta los primeros 5s del mismo.

Se han omitido el primer y último estímulo musical de cada señal de forma que se eviten errores asociados a los filtrados y la autocorrelación instantánea intrínsecos de la SPWVD y también del estimador de amplitud.

2.4. Comparación de métodos

2.4.1. Estimación adaptativa con amplitudes constantes

Este método de comparación consiste en el análisis del error de la estimación de frecuencia con el método propuesto en [15] frente al error obtenido con el método propuesto en este trabajo basado en la estimación de amplitudes instantáneas.

2.4.2. Estimación tradicional

Esta comparativa consiste en evaluar el error de estimación obtenido con el método de estimación propuesto en la Sec. 2.1 frente al derivado de la estimación tradicional basado en las mismas ventanas de filtrado frecuencial pero con longitud fijas para toda la duración de la señal.

3

RESULTADOS

En esta sección mostraremos los resultados más relevantes de los estudios de evaluación realizados. Se incluye una primera subsección donde se muestran los resultados de la evaluación del estimador de amplitud instantánea y del estimador de ruido. En la segunda subsección se mostraran los resultados del estimador de frecuencia propuesto sobre las señales simuladas para finalmente mostrar los resultados obtenidos al procesar señales reales en la tercera subsección.

3.1. Evaluación del estimador de amplitud y ruido

La evaluación del error de estimación de amplitud se ha realizado en términos normalizados sobre 100 realizaciones con SNR de 20dB. La selección del kernel óptimo para la estimación de $A_{HF}(n)$ se ha realizado en términos del error cuadrático medio (MSE). Se han estudiado distintas combinaciones para el kernel tiempo-frecuencia, con ventanas exponencial, rectangular y Hamming de distintas longitudes.

Para el filtrado temporal se han establecido longitudes para ventanas rectangulares de $2N-1=\{21, 51, 71, 101\}$ y para el filtrado frecuencial $h_s=\{15, 31, 49, 63, 95, 127\}$. Las ventanas de Hamming y exponencial se han establecido con el mismo área que la ventana rectangular de acuerdo a la formulación desarrollada en el anexo A. Los resultados mostrados en las tablas a continuación se expresan en términos de las longitudes de la ventana rectangular de igual área.

Tabla 3.1: Raíz cuadrada del MSE (%) de $A_{HF}(n)$ con filtrado temporal rectangular y distintos filtrados frecuenciales

(a) Rectangular					(b) Hamming					(c) Exponencial				
h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$			
	21	51	71	101		21	51	71	101		21	51	71	101
15	3.993	3.000	3.098	3.395	15	3.892	2.879	3.106	3.593	15	3.858	2.882	3.053	3.608
31	3.746	3.205	3.353	3.978	31	3.833	2.977	3.201	3.766	31	3.879	2.884	3.070	3.580
49	3.766	3.107	3.469	4.012	49	3.714	3.115	3.324	3.868	49	3.901	2.921	3.083	3.616
63	3.859	3.455	3.478	3.970	63	3.724	3.258	3.372	3.902	63	3.877	2.960	3.128	3.711
95	4.249	4.098	4.162	4.704	95	3.837	3.651	3.649	4.115	95	3.769	2.990	3.207	3.764
127	4.447	4.361	4.532	5.328	127	4.163	4.140	3.967	4.623	127	3.722	3.095	3.260	3.883

La tabla 3.1 muestra la raíz cuadrada del MSE para el kernel separable con filtrado temporal rectangular y los distintos filtrados frecuenciales considerados. La tabla 3.2 muestra los mismos resultados pero con un kernel separable con filtrado temporal Hamming y finalmente la tabla 3.3, los muestra para un kernel con filtrado temporal exponencial. En cada tabla, se destaca en rojo, la combinación de longitudes para cada tipo de kernel que permiten una estimación con MSE mínimo.

Tabla 3.2: Raíz cuadrada del MSE (%) de $A_{HF}(n)$ con filtrado temporal Hamming y distintos filtrados frecuenciales

(a) Rectangular					(b) Hamming					(c) Exponencial				
h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$			
	21	51	71	101		21	51	71	101		21	51	71	101
15	3.389	2.463	2.667	3.133	15	3.400	2.387	2.682	3.332	15	3.313	2.383	2.660	3.375
31	3.219	2.791	3.293	3.546	31	3.234	2.404	2.791	3.423	31	3.390	2.317	2.659	3.348
49	3.256	2.908	3.063	3.735	49	3.164	2.548	2.909	3.593	49	3.360	2.332	2.717	3.365
63	3.257	2.756	3.037	3.964	63	3.277	2.680	2.995	3.663	63	3.325	2.360	2.693	3.390
95	3.990	3.764	4.029	4.900	95	3.479	2.972	3.280	4.087	95	3.248	2.423	2.799	3.460
127	4.233	4.208	4.793	5.818	127	3.902	3.570	4.144	4.812	127	3.131	2.535	2.899	3.593

Tabla 3.3: Raíz cuadrada del MSE (%) de $A_{HF}(n)$ con filtrado temporal exponencial y distintos filtrados frecuenciales

(a) Rectangular					(b) Hamming					(c) Exponencial				
h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$			
	21	51	71	101		21	51	71	101		21	51	71	101
15	2.886	2.736	3.288	5.418	15	2.853	2.608	3.199	4.730	15	2.753	2.696	3.241	4.109
31	2.877	3.001	3.677	5.576	31	2.821	2.726	3.398	5.335	31	2.790	2.636	3.232	4.211
49	3.365	3.412	4.290	6.633	49	2.941	2.945	3.592	5.538	49	2.816	2.654	3.178	4.744
63	3.704	3.450	4.295	6.530	63	3.110	3.063	3.601	5.806	63	2.842	2.632	3.263	5.027
95	4.215	4.362	5.600	8.049	95	3.705	3.548	4.100	6.559	95	2.726	2.790	3.348	5.285
127	5.927	5.886	6.766	9.283	127	4.975	4.770	5.475	7.860	127	2.903	2.911	3.850	5.427

Comparando los resultados obtenidos con los nueve kernels considerados, el MSE mínimo se obtiene con un kernel separable con filtrado temporal Hamming y frecuencial exponencial de resoluciones equivalentes a una ventana rectangular de 51 y 31 muestras en tiempo y frecuencia respectivamente (tabla 3.2(c)), definidas para una frecuencia de muestreo F_s de 4 Hz.

h_s	$2N-1$			
	21	51	71	101
15	59.702	58.980	58.477	57.655
31	65.504	64.350	63.488	62.301
49	68.813	67.388	66.347	64.930
63	70.462	68.922	67.762	66.182
95	72.823	71.268	69.710	67.984
127	74.140	72.567	70.954	68.906

Tabla 3.4: Raíz cuadrada del MSE de A_{HF} (%) donde A_{HF} es estimada a partir de la integral en la banda clásica de HF de la HRV sobre la SPWVD con kernel temporal Hamming y frecuencial exponencial.

Con fines comparativos, la tabla 3.4 presenta una evaluación de la raíz del MSE de A_{HF} cuando ésta se estima a partir de (2.16) en la banda frecuencial clásica de HF (0.15-0.4 Hz) de la HRV utilizando un kernel de filtrado temporal Hamming y frecuencial exponencial de distintas longitudes. En ella observamos como la raíz del MSE es muy superior a la del obtenido con el método propuesto en este TFM, con valores superiores al 50 %.

Mediante el uso del método propuesto en este TFM para estimar las amplitudes y el uso de un kernel temporal Hamming de 51 muestras y frecuencial exponencial de 31 muestras para la SPWVD obtenemos una estimación con MSE de 2.317 % en amplitud, 4.653 % en potencia y un error de estimación de 0.324 ± 2.294 % en amplitud y 0.702 ± 4.600 % en potencia.

La figura 3.1 muestra la evaluación de $\hat{A}_{HF}(n)$ utilizando el kernel tiempo-frecuencia de mínimo MSE sobre la señal HRV simulada. En ella observamos como la estimación en los extremos presenta unas oscilaciones introduciendo un error elevado en la estimación. Estas oscilaciones se asocian a los

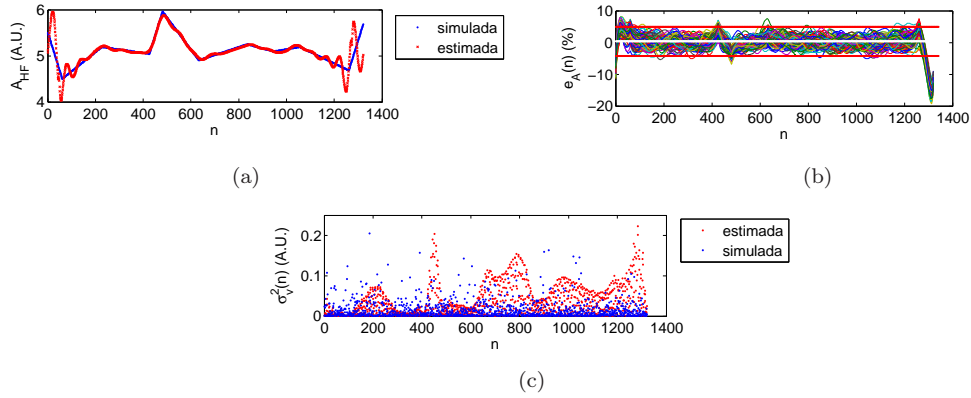


Figura 3.1: Evaluación de $\hat{A}_{HF}(n)$ obtenida sobre la SPWVD con el kernel TF de mínimo MSE, (a) Amplitud original vs. estimada para una realización, (b) $e_A(n)$ para 100 realizaciones en términos normalizados, la línea blanca representa \bar{e}_A y las líneas rojas delimitan el intervalo $[\bar{e}_A - 2\sigma_A, \bar{e}_A + 2\sigma_A]$, (c) $\hat{\sigma}_v^2(n)$ para una realización.

transitorios del filtrado temporal y el efecto circular de la convolución en dominio discreto, éstas se localizan en los extremos y presentan una duración igual al transitorio del filtro asociado a la ventana utilizada (250 muestras). En el resto de la estimación, el error disminuye considerablemente respecto a los extremos. En las regiones donde la variación frecuencial presenta un mayor grado de no linealidad, este error aumenta respecto a los tramos donde la variación no es tan fuerte o es lineal, esto se asocia a como se ha definido el filtro inverso de deconvolución, donde sólo se han tomado en cuenta las variaciones de frecuencia que contienen al menos al 90 % de la potencia total, eliminando las variaciones de alta frecuencia. Adicionalmente en esta gráfica se presenta también la estimación del ruido instantáneo (figura 3.1(c)) asociado a la estimación de amplitud obtenida. Se observa como en la parte central la estimación es muy superior a la potencia de ruido real.

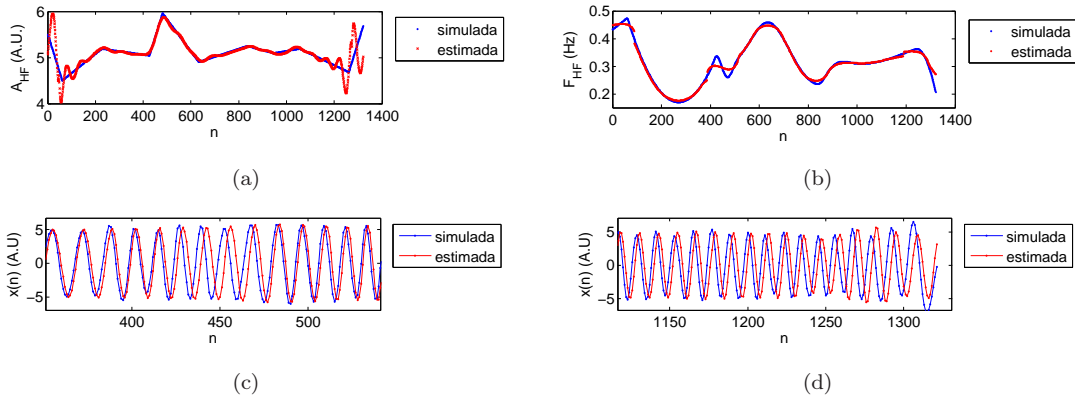


Figura 3.2: Comparativa (a) $\hat{A}_{HF}(n)$ y (b) $\hat{F}_{HF}(n)$ obtenidas con el estimador de amplitud y (c) y (d) $\hat{x}(n)$ generada con las señales de (a) y (b) en la regiones de mayor error de estimación de $\hat{\sigma}_v^2(n)$ (rojo) frente a las simuladas (azul).

Los errores de estimación de la potencia de ruido se derivan de los errores de estimación de $\hat{A}_{HF}(n)$ y $\hat{F}_{HF}(n)$ en el estimador de amplitud. La figura 3.2 muestra las estimaciones de $\hat{A}_{HF}(n)$ y $\hat{F}_{HF}(n)$ y la señal analítica generada a partir de éstas para la estimación del ruido. En ella observamos como la región donde se localiza el mayor error de $\hat{\sigma}_v^2(n)$ se corresponde con las regiones donde $\hat{A}_{HF}(n)$

y $\hat{F}_{HF}(n)$ presentan mayor error y se observa un mayor desfase en la señal generada (figura 3.2(c) y 3.2(d)) introduciendo errores de estimación superiores a la potencia real de ruido. La SNR media obtenida a partir de 100 realizaciones es de 16.14 dB, inferior a la introducida pero más proxima a la real que la obtenida con el estimador de ruido propuesto en [15], 4.83 dB. Ésto permite la compensación del error de estimación de $\hat{A}_{HF}(n)$ en la formulación de la varianza del error de estimación (2.6).

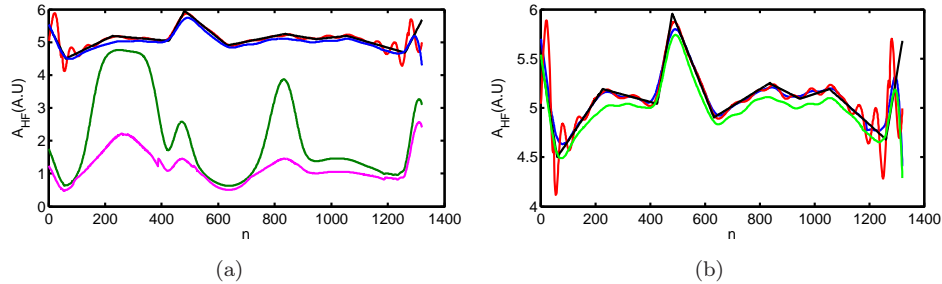


Figura 3.3: Comparativa de $\hat{A}_{HF}(n)$ obtenida sobre la SPWVD con el kernel TF de mínimo MSE. (a) Amplitud simulada (negro), estimada con el metodo propuesto en este TFM (rojo), estimada sin corrección ni deconvolución pero en el B_w definido en este TFM (azul), estimada en una banda centrada en la frecuencia respiratoria con un ancho de banda de 0.25 Hz (verde) y estimada con integración en la banda clásica HF (magenta). (b) Amplitud simulada (negro), estimada con el método propuesto (rojo), corregida pero sin deconvolución (azul) y sin corrección ni deconvolución (verde).

Finalmente en la figura 3.3 se presenta una comparativa de la estimación de amplitud con distintos métodos utilizados como son, el método propuesto en este TFM, integración en la banda propuesta en este TFM, integración en un ancho de banda de 0.25Hz centrado en la frecuencia respiratoria e integración en la banda clásica de HF (0.15, 0.5 Hz). Por un lado podemos observar como al integrar la SPWVD en la banda propuesta en este TFM la estimación es más ajustada a la real (figura 3.3(b)) pero aparece un sesgo, por otro lado observamos como a pesar de introducir las oscilaciones en la parte final derivadas del proceso de deconvolución, la estimación de la amplitud obtenida con el método propuesto en este TFM es más proxima en los instantes donde la amplitud varía de forma más brusca (instantes en torno a las muestras $n=\{200, 400, 500, 600\}$).

De acuerdo a los resultados presentados hasta el momento, el kernel adaptativo que ofrece mejor estimación en términos de MSE para la amplitud es el compuesto por un filtrado temporal Hamming y frecuencial exponencial. Consideraremos este kernel como el óptimo para estimar $A_{HF}(n)$ en el estimador propuesto en la Sec. 2.1.

3.2. Evaluación del estimador de frecuencia en simulación

Para la evaluación del estimador de frecuencia se han realizado distintas pruebas, sobre la señal de HRV simulada y con una SNR de 20 dB. Para la evaluación del error se generaron 100 realizaciones y se estudio el error de estimación, en terminos de error medio \bar{e}_F , desviación estándar σ_F , y MSE, según (2.37), (2.38) y (2.39). Los errores se evaluaron tanto en términos absolutos (mHz), como el términos relativos (%), donde la normalización se realizó en función de la frecuencia instantánea generada en simulación.

3.2.1. Evaluación del método con datos teóricos

El método propuesto en este trabajo se ha evaluado sobres las señales simuladas. En el algoritmo de estimación se han introducido los valores teóricos instantáneos de la amplitud de la componente de

alta frecuencia de la HRV ($A_{HF}(n)$) y del ruido $v(n)$. Este estudio nos permite seleccionar el kernel del filtrado tiempo-frecuencia que presente menor error cuadrático medio (MSE).

Tabla 3.5: Raíz cuadrada del MSE (%) de F_{HF} con el algoritmo de amplitudes variantes, datos de amplitud y ruido teóricos y los distintos kernels propuestos, rectangular (R), Hamming (H) y exponencial (E), evaluado en (a) toda la señal, (b) segmentos de variación aproximadamente lineal y (c) segmentos de variaciones no lineales.

(a)					(b)					(c)							
Kernel		2N-1				Kernel		2N-1				Kernel		2N-1			
T	F	21	51	101	201	T	F	21	51	101	201	T	F	21	51	101	201
R	R	1.588	2.223	3.865	6.727	R	R	0.882	0.779	1.689	4.243	R	R	2.087	3.082	5.254	8.593
R	H	0.946	1.786	3.815	7.606	R	H	0.550	0.572	1.085	3.413	R	H	1.229	2.489	5.351	10.320
R	E	1.084	1.872	3.814	7.681	R	E	0.622	0.627	1.162	3.554	R	E	1.413	2.603	5.332	10.383
H	R	1.673	2.517	4.209	6.623	H	R	0.872	1.141	2.842	4.145	H	R	2.223	3.409	5.274	8.475
H	H	1.039	2.122	4.037	8.501	H	H	0.549	0.616	1.283	4.145	H	H	1.376	2.973	5.632	11.413
H	E	1.153	2.272	4.087	8.754	H	E	0.601	0.672	1.306	4.234	H	E	1.531	3.180	5.700	11.767
E	R	1.938	2.834	4.677	9.239	E	R	0.797	1.393	3.516	6.348	E	R	2.653	3.800	5.643	11.521
E	H	1.476	2.757	5.585	12.222	E	H	0.526	0.910	2.538	6.483	E	H	2.043	3.838	7.566	16.201
E	E	1.600	2.916	5.867	12.480	E	E	0.575	0.854	2.611	6.676	E	E	2.214	4.084	7.968	16.519

Tabla 3.6: Raíz cuadrada del MSE (mHz) de F_{HF} con el algoritmo de amplitudes variantes, datos de amplitud y ruido teóricos y los distintos kernels propuestos, rectangular (R), Hamming (H) y Exponencial (E), evaluado en (a) toda la señal, (b) segmentos de variación aproximadamente lineal y (c) segmentos de variaciones no lineales.

(a)					(b)					(c)							
Kernel		2N-1				Kernel		2N-1				Kernel		2N-1			
T	F	21	51	101	201	T	F	21	51	101	201	T	F	21	51	101	201
R	R	4.436	6.363	11.053	19.668	R	R	2.633	2.411	5.117	13.961	R	R	5.750	8.772	14.926	24.241
R	H	2.667	5.186	11.105	21.971	R	H	1.660	1.761	3.542	11.404	R	H	3.412	7.205	15.486	29.225
R	E	3.017	5.416	11.062	22.158	R	E	1.882	1.936	3.784	11.911	R	E	3.861	7.498	15.363	29.303
H	R	4.690	7.213	12.162	19.527	H	R	2.606	3.479	8.935	13.982	H	R	6.162	9.692	14.798	23.992
H	H	2.254	5.156	11.011	21.818	H	H	1.659	1.917	4.202	14.313	H	H	3.871	8.595	16.214	32.389
H	E	3.239	6.577	11.834	25.367	H	E	1.821	2.069	4.274	14.606	H	E	4.244	9.179	16.377	33.116
E	R	5.474	8.114	13.694	29.546	E	R	2.390	4.327	11.423	22.983	E	R	7.448	10.740	15.721	35.154
E	H	4.253	7.979	16.505	35.228	E	H	1.608	2.906	8.907	23.338	E	H	5.864	11.035	21.809	44.444
E	E	4.580	8.429	17.178	35.930	E	E	1.758	2.760	9.136	24.065	E	E	6.306	11.739	22.758	45.186

Las tablas 3.5 y 3.6 muestran la raíz cuadrada del MSE en función del tipo de kernel utilizado para distintas longitudes fijas del filtrado temporal, en términos normalizados (%) y absolutos (mHz) respectivamente. Las longitudes se expresan en función de la ventana rectangular de resolución equivalente a la utilizada. En rojo se han identificado para cada longitud de filtrado temporal el kernel que presenta MSE mínimo. Los segmentos de señal definidos como variaciones no lineales y variaciones aproximadamente lineales, se establecieron en simulación. La figura 3.4 muestra la segmentación de la frecuencia de la señal simulada en función de sus variaciones frecuenciales. En verde se han identificado los segmentos con variación aproximadamente lineal y en rojo los segmentos con variaciones no lineales.

Generalmente todos los kernel presentan estimaciones de orden similar para una misma longitud $2N-1$ en términos relativos. No existe un único kernel que minimice de forma conjunta el MSE en ambos segmentos (variaciones aproximadamente lineales y no lineales) independientemente de la longitud $2N-1$ utilizada para el filtrado temporal. Analizando la señal completa (tabla 3.6(a)), observamos que el kernel formado por ventanas Hamming en tiempo y frecuencia obtiene MSE mínimo para tres valores $2N-1$ considerados, no siendo así en términos relativos, donde éste se obtiene con un filtrado temporal rectangular. Comparando entonces los órdenes de los errores para el kernel TF compuesto por filtrado temporal rectangular y filtrado frecuencial Hamming con los obtenidos para el kernel de filtrado tiempo-frecuencia con ventanas Hamming en términos normalizados (tabla 3.5(a)), vemos como son

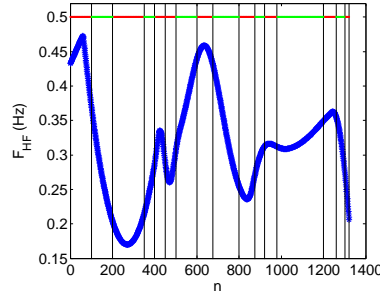


Figura 3.4: Segmentación de la F_{HF} en función de sus variaciones frecuenciales en segmentos de variación no lineal (rojo) y segmentos de variación aproximadamente lineal (azul).

del mismo orden (presentando una diferencia en torno al 0.2% cuando el filtrado es adecuado ($2N-1 = \{21, 51\}$)), si los comparamos en términos absolutos (tabla 3.6(a)), la diferencia máxima en este caso es de 0.3 mHz cuando se utiliza un filtrado temporal Hamming frente a uno rectangular. De ahora en adelante utilizaremos un filtrado temporal Hamming, que de la literatura, se sabe reduce el sesgo en la estimación con respecto a una rectangular, si bien los resultados obtenidos con ambos tipos de filtrados temporales son similares para un filtrado frecuencial Hamming.

3.2.2. Evaluación del método propuesto

El kernel seleccionado para el filtrado tiempo-frecuencia se compone por una ventana de filtrado temporal Hamming y filtrado frecuencial Hamming. A continuación presentamos la evaluación del método propuesto en este trabajo con el kernel seleccionado, para la señal propuesta en el estudio de simulación cuando tanto la amplitud instantánea como el ruido no son los teóricos sino estimados según los métodos propuestos en Sec. 2.1.2 y Sec. 2.1.3 respectivamente. Los resultados se muestran en función de las longitudes de la ventana rectangular de resolución equivalente.

La figura 3.5 muestra una comparativa entre $\hat{F}_{HF}(n)$ (rojo) y la simulada (azul) para las distintas longitudes $2N-1$ consideradas; se han eliminado las partes iniciales y finales, donde el error de estimación en $\hat{A}_{HF}(n)$ es grande debido a los transitorios del filtro de deconvolución, como se explicó en la Sec. 3.1. Se observa como al aumentar el filtrado temporal se pierde la capacidad de seguir las variaciones rápidas de la señal y, en consecuencia, aumenta el error de estimación; también se observa en las subfiguras 3.5(c) y 3.5(d) como, por el efecto del filtrado adaptativo (instantes 600 a 800), la variabilidad en la estimación aumenta. Con un filtrado pequeño o mediano, la estimación es muy buena en las regiones de variación aproximadamente lineal o lentas y ligeramente peor en las de variación no lineal.

En segundo lugar se muestran los histogramas de la longitud óptima (h_{opt}) de la ventana de filtrado frecuencial, figura 3.6, para cada longitud $2N-1$ considerada. Cada subfigura presenta el histograma de la h_{opt} mediana de las 100 realizaciones consideradas en cada instante temporal. De acuerdo a la definición del método, la longitud debe variar en función de la variación de la frecuencia instantánea, lo que queda constatado en esta figura. Por último la figura 3.7 muestra la variación de la longitud definida como óptima para cada instante temporal, en función de la longitud del filtrado temporal. Para cada instante temporal se ha considerado el valor mediano de h_{opt} en las 100 realizaciones generadas. Observamos que cuando las variaciones de frecuencia son lentas, aún siendo no lineales, la ventana de filtrado frecuencial alcanza valores mayores (instantes 600 a 800 y 1000 a 1200 en figuras 3.7(a), 3.7(b) y 3.7(c)) mientras que cuando las variaciones son más rápidas ya sean lineales o no lineales la ventana de filtrado frecuencial toma valores inferiores de forma que compense sesgo y varianza de la estimación. Para el caso $2N-1 = 201$, donde el filtrado temporal no es adecuado la ventana de filtrado

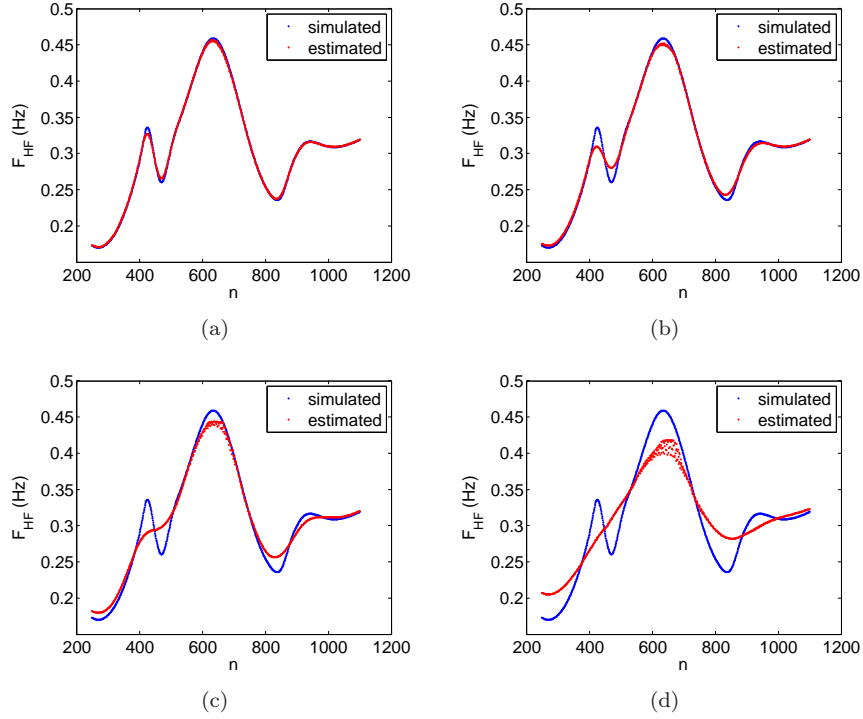


Figura 3.5: $\hat{F}_{HF}(n)$ con el kernel tiempo frecuencia de ventanas Hamming en tiempo y frecuencia para una longitud de filtrado temporal (a) $2N-1 = 21$, (b) $2N-1 = 51$, (c) $2N-1 = 101$ y (d) $2N-1 = 201$ muestras.

frecuencial rara vez toma valores superiores a 49 debido a que el sesgo es muy superior a la varianza que pueda presentar.

El método propuesto en este trabajo para la estimación de la frecuencia respiratoria a partir de la componente de HF de la HRV sobre señales simuladas, nos permite una estimación de la misma con un error medio de -0.008 ± 6.026 mHz (0.239 ± 2.041 %), evaluado sobre 100 realizaciones cuando se utiliza un filtrado temporal Hamming de 51 muestras en su equivalente rectangular y un filtrado frecuencial Hamming para el cálculo de la SPWVD.

3.2.3. Comparativa con el método de amplitudes constantes

En esta subsección comparamos el método propuesto en este trabajo con el método propuesto en [15] que estima amplitudes constantes, utilizando en ambos métodos el mismo kernel de filtrado TF que en el apartado anterior. De nuevo todos los resultados se muestran en términos de la longitud de la ventana rectangular de resolución equivalente.

La figura 3.8 muestra una comparativa de $\hat{F}_{HF}(n)$ estimada con los dos métodos considerados frente a la frecuencia simulada en toda la señal y dos ampliaciones de los dos tipos de segmentos más significativos, en ella vemos como en cualquier caso la estimación obtenida con el método propuesto en este trabajo es más ajustada a la simulada que la obtenida con el método propuesto en [15].

Por último las tablas 3.7, 3.8 y 3.9 muestran la comparativa del error de estimación y del MSE tanto en terminos normalizados como absolutos en función del método de estimación utilizado (amplitudes constantes descrito en [15] o amplitudes variables propuesto en este TFM) para cada tipo de segmento

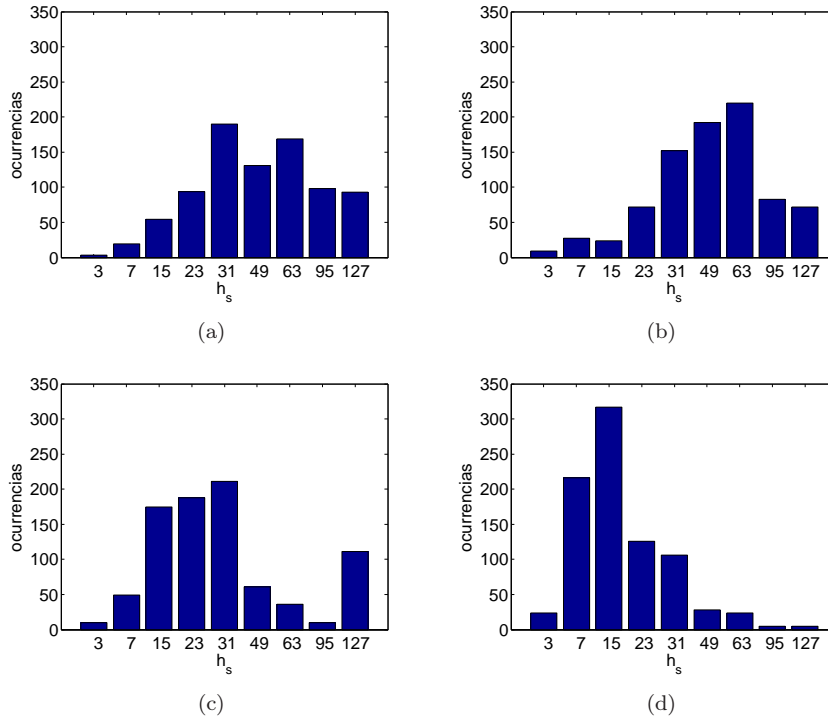


Figura 3.6: Histograma de la longitud de la ventana de filtrado frecuencial para (a) $2N-1 = 21$, (b) $2N-1 = 51$, (c) $2N-1 = 101$ y (d) $2N-1 = 201$.

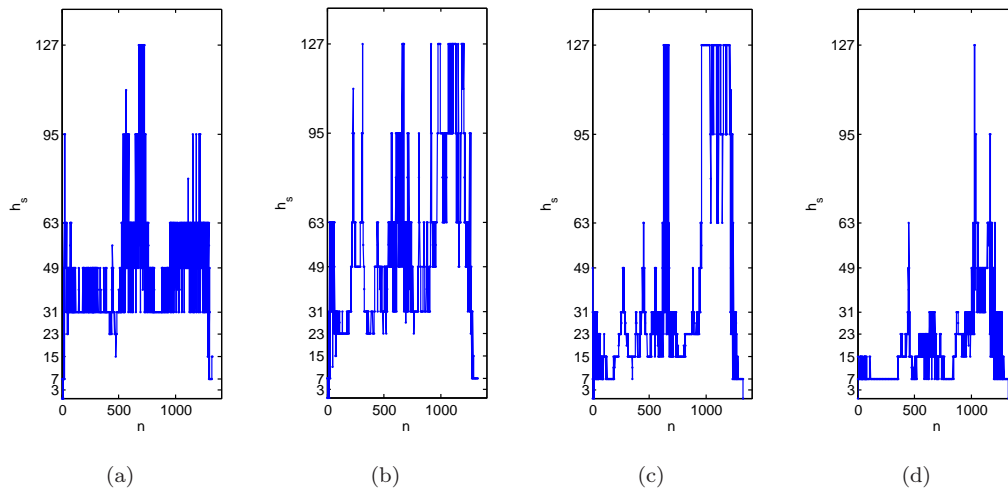


Figura 3.7: Variación temporal de la longitud de la ventana de filtrado frecuencial utilizando una longitud de (a) $2N-1 = 21$, (b) $2N-1 = 51$, (c) $2N-1 = 101$ y (d) $2N-1 = 201$, para el filtrado temporal

considerado.

Observamos como cuando la longitud del filtrado temporal es adecuada ($2N-1 = \{21, 51\}$), la extensión al método en [15] propuesta en este TFM mejora la estimación, reduciendo tanto el sesgo

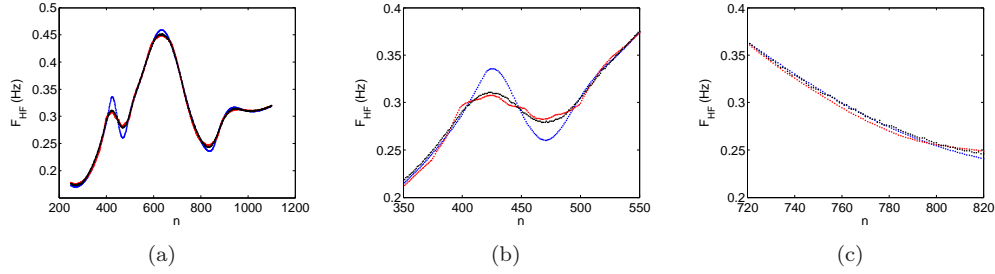


Figura 3.8: Comparativa de $F_{HF}(n)$ estimada con el método en [15] (rojo) y $F_{HF}(n)$ estimada con el método propuesto en este TFM (negro) respecto a la simulada (azul), con el kernel de filtrado temporal Hamming equivalente a una ventana rectangular de 51 muestras y frecuencial adaptativo con ventana de Hamming. (a) Toda la señal. (b) Segmento no lineal. (c) Segmento aproximadamente lineal.

Tabla 3.7: Comparativa de $e_F(n)$ con el método en [15] frente al método extendido, en toda la duración de la señal. (a) Términos absolutos, (b) términos normalizados.

(a)			(b)		
Error de estimación (mHz)			Error de estimación (%)		
$2N-1$	Amplitudes		$2N-1$	Amplitudes	
	constantes	variables		constantes	variables
21	0.233 ± 4.730	-0.146 ± 2.463	21	0.346 ± 1.656	0.043 ± 0.821
51	-0.094 ± 7.472	-0.008 ± 6.026	51	0.208 ± 2.588	0.239 ± 2.041
101	-1.014 ± 11.895	0.555 ± 12.959	101	-0.114 ± 4.146	0.836 ± 4.547
201	-2.027 ± 16.905	1.785 ± 27.713	201	-0.021 ± 5.887	2.548 ± 9.952

Raíz del MSE (mHz)			Raíz del MSE (%)		
$2N-1$	Amplitudes		$2N-1$	Amplitudes	
	constantes	variables		constantes	variables
21	4.736	2.467	21	1.692	0.822
51	7.473	6.026	51	2.597	2.055
101	11.938	12.971	101	4.147	4.623
201	17.026	27.771	201	5.887	10.273

como el MSE, independientemente del segmento en el cuál se evalúe el error de $F_{HF}(n)$.

3.2.4. Comparativa con longitudes constantes

En este punto comparamos los resultados de la Sec. 3.2.2 con los obtenidos de la estimación con los filtrados frecuenciales de longitud fija utilizados en este trabajo.

Las tablas 3.10 y 3.11 presentan la comparativa del MSE de $\hat{F}_{HF}(n)$ en términos relativos y absolutos respectivamente, para toda la duración de la señal y cada uno de los segmentos considerados. El error de estimación disminuye en función de h_s hasta alcanzar un valor mínimo a partir del cual comienza a aumentar de nuevo.

Observamos como, por ejemplo, para una ventana de filtrado temporal de longitud $2N-1 = 21$ muestras, el MSE mínimo en los segmentos de variaciones aproximadamente lineales se obtiene con una ventana de filtrado frecuencial de $h_s = 49$ muestras mientras que para los segmentos de variaciones no lineales se necesita una ventana de longitud $h_s = 15$ muestras (ver tabla 3.10).

En definitiva, siempre hay una longitud h_s fija que obtiene un MSE inferior al que se obtiene con

Tabla 3.8: Comparativa de $e_F(n)$ con el método en [15] frente al método extendido, en los segmentos de variación aproximadamente lineal. (a) Términos absolutos, (b) términos normalizados.

(a)			(b)		
Error de estimación (mHz)			Error de estimación (%)		
$2N-1$	Amplitudes		$2N-1$	Amplitudes	
	constantes	variables		constantes	variables
21	-0.046 ± 2.465	-0.091 ± 1.674	21	0.056 ± 0.818	0.000 ± 0.531
51	-0.286 ± 3.368	-0.116 ± 1.999	51	-0.157 ± 1.094	0.011 ± 0.671
101	-1.816 ± 9.006	-0.485 ± 5.094	101	-0.762 ± 2.922	-0.009 ± 1.690
201	-5.226 ± 11.861	-1.222 ± 16.439	201	-1.608 ± 3.672	0.164 ± 5.063

Raíz del MSE (mHz)			Raíz del MSE (%)		
$2N-1$	Amplitudes		$2N-1$	Amplitudes	
	constantes	variables		constantes	variables
21	2.465	1.677	21	0.820	0.531
51	3.380	2.003	51	1.105	0.671
101	9.187	5.117	101	3.020	1.690
201	12.961	16.485	201	4.009	5.066

Tabla 3.9: Comparativa del error de F_{HF} con el método en [15] frente al método extendido, en los segmentos de variación no lineal. (a) Términos absolutos, (b) términos normalizados.

(a)			(b) Variación no lineal		
Error de estimación (mHz)			Error de estimación (%)		
$2N-1$	Amplitudes		$2N-1$	Amplitudes	
	constantes	variables		constantes	variables
21	0.526 ± 6.274	-0.204 ± 3.070	21	0.651 ± 2.177	0.087 ± 1.036
51	0.108 ± 10.125	0.105 ± 8.383	51	0.591 ± 3.492	0.479 ± 2.822
101	-0.172 ± 14.253	1.648 ± 17.750	101	0.567 ± 5.034	1.725 ± 6.155
201	1.334 ± 20.373	4.944 ± 35.682	201	1.647 ± 7.168	5.053 ± 12.811

Raíz del MSE (mHz)			Raíz del MSE (%)		
$2N-1$	Amplitudes		$2N-1$	Amplitudes	
	constantes	variables		constantes	variables
21	6.296	3.076	21	2.273	1.040
51	10.126	8.383	51	3.542	2.862
101	14.254	17.826	101	5.066	6.392
201	20.416	36.023	201	7.355	13.772

Tabla 3.10: Raíz cuadrada del MSE (%) de $F_{HF}(n)$ en función de las distintas longitudes del filtrado frecuencial tanto para (a) toda la duración de la señal (b) segmentos de variación aproximadamente lineal y (c) segmentos de variación no lineal.

(a)					(b)					(c)				
h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$			
	21	51	101	201		21	51	101	201		21	51	101	201
Adaptativa	0.822	2.055	4.623	10.273	Adaptativa	0.531	0.671	1.690	5.066	Adaptativa	1.040	2.862	6.392	13.772
3	0.890	2.172	5.076	11.175	3	0.653	0.838	2.167	5.792	3	1.078	2.989	6.925	14.868
7	0.831	2.120	4.995	10.934	7	0.622	0.801	2.093	5.611	7	0.998	2.924	6.827	14.572
15	0.777	2.055	4.784	9.933	15	0.570	0.735	1.818	4.678	15	0.941	2.846	6.596	13.399
23	0.779	2.033	4.553	8.566	23	0.533	0.687	1.462	3.422	23	0.967	2.826	6.348	11.760
31	0.808	2.018	4.325	7.884	31	0.497	0.635	1.283	4.842	31	1.034	2.816	6.055	10.145
49	0.959	2.021	4.201	8.423	49	0.454	0.568	2.472	8.439	49	1.290	2.835	5.453	8.410
63	1.225	2.138	4.650	8.960	63	0.467	0.695	4.238	10.201	63	1.687	2.978	5.046	7.443
95	1.901	2.725	5.557	9.571	95	0.616	1.448	5.986	11.469	95	2.648	3.608	5.069	7.053
127	2.460	3.233	6.051	9.708	127	0.820	1.838	6.637	11.611	127	3.423	4.231	5.370	7.190

Tabla 3.11: Raíz cuadrada del MSE (mHz) de $F_{\text{HF}}(n)$ en función de las distintas longitudes del filtrado frecuencial tanto para (a) toda la duración de la señal (b) segmentos de variación aproximadamente lineal y (c) segmentos de variación no lineal.

(a)					(b)					(c)				
h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$				h_s	$2N-1$			
	21	51	101	201		21	51	101	201		21	51	101	201
Adaptativa	2.467	6.026	12.971	27.771	Adaptativa	1.677	2.003	5.117	16.485	Adaptativa	3.076	8.383	17.826	36.023
3	2.471	6.253	14.577	31.493	3	2.015	2.551	6.940	19.419	3	2.853	8.565	19.635	40.497
7	2.362	6.163	14.405	30.916	7	1.936	2.458	6.730	18.870	7	2.721	8.459	19.450	39.851
15	2.255	6.033	13.850	28.211	15	1.788	2.286	5.883	15.959	15	2.641	8.316	18.904	36.962
23	2.265	5.973	13.160	24.176	23	1.668	2.151	4.753	11.704	23	2.741	8.265	18.213	32.492
31	2.353	5.921	12.475	22.756	31	1.552	1.999	4.151	16.496	31	2.959	8.230	17.356	27.863
49	2.800	5.905	12.182	25.222	49	1.403	1.788	7.701	27.626	49	3.737	8.257	15.543	22.432
63	3.579	6.221	13.704	27.562	63	1.427	2.100	13.130	33.409	63	4.911	8.645	14.276	19.646
95	5.528	7.877	16.717	29.800	95	1.859	4.180	18.886	37.482	95	7.687	10.435	14.090	18.598
127	7.091	9.330	18.208	30.161	127	2.481	5.405	20.978	37.890	127	9.836	12.162	14.758	18.923

la ventana adaptativa pero ésta varía para cada segmento considerado y para cada longitud $2N-1$.

3.3. Evaluación del estimador de frecuencia sobre señales reales

Finalmente presentamos la evaluación del método sobre las señales de la base de datos, la comparativa con la estimación obtenida con el método en [15] y con la estimadas mediante el uso de ventanas de filtrado frecuencial de longitud fija.

En el estudio del método de estimación frecuencial se eliminaron las longitudes $h_s = \{3, 7, 15\}$, puesto que la resolución de la SPWVD no era suficiente, como puede verse en la figura 3.9, que muestra la SPWVD de un segmento de la señal con distintas longitudes h_s .

La figura 3.10 presenta una comparativa de la distribución de $e_F(n)$ en función de la longitud del filtrado frecuencial utilizado en el kernel tanto para los segmentos musicales como para las transiciones entre segmentos musicales. En el estudio del error se eliminaron el primer y último segmento, donde se ha visto que el método no funciona adecuadamente debido al error de estimación de la amplitud. Apreciamos que la distribución para los segmentos musicales presenta un rango intercuartil casi inapreciable, y similar comportamiento observamos para las transiciones siendo éste ligeramente más ancho, dando lugar a un gran número de estimaciones fuera de rango.

A modo de poder analizar el por qué de estas distribuciones se hizo un análisis del error de estimación instantáneo en función de la segmentación de la señal para una única señal de la base de datos. La figura 3.11 muestra tanto $\hat{F}_{\text{HF}}(n)$ como $e_F(n)$ para dicha señal en ella observamos como el error se localiza en un rango aproximado comprendido entre $[-10, 10]$ mHz delimitado por las bandas rojas, apareciendo estimaciones que consideraremos como erróneas o atípicas generalmente en las transiciones.

Para poder justificar dichas estimaciones anómalas se ha realizado una comparativa de la señal respiratoria y la HRV analizadas, la figura ?? muestra la señal respiratoria (azul) frente a la HRV (verde) una vez filtradas en la banda definida en la Sec. 2.1.4. Observamos como en los instantes en los que el error de estimación es muy grande, aparece una desincronización entre las señales respiratoria y HRV, esta se observa en que las variaciones de la HRV no siguen las variaciones respiratorias en torno a los instantes donde se da el mayor error. Adicionalmente se ha realizado una evaluación de la estimación de amplitud; la figura 3.13 muestra una comparativa de la estimación de amplitud para la misma señal, en ella se muestra \hat{A}_{HF} estimada mediante la integración de la SPWVD en la banda propuesta en este TFM (azul), \hat{A}_{HF} estimada mediante la integración de la SPWVD en la banda propuesta en este TFM y corregida para la eliminación del filtrado frecuencial (rojo) y \hat{A}_{HF} estimada con el método propuesto en este TFM (negro). En ella se observa como al corregir el filtrado temporal

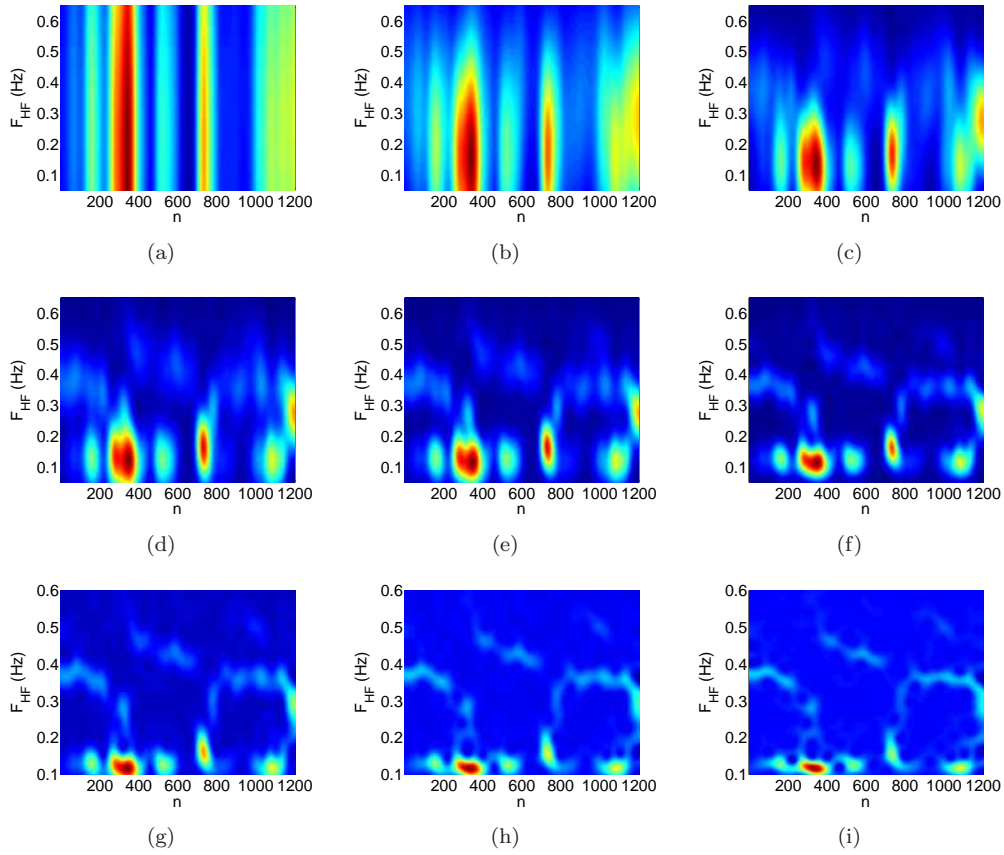


Figura 3.9: SPWVD del segundo segmento de una señal de la base de datos estimada con un filtrado temporal Hamming de resolución equivalente a una ventana rectangular de 51 muestras y filtrado frecuencial Hamming de resolución equivalente a (a) $h_s = 3$, (b) $h_s = 7$, (c) $h_s = 15$, (d) $h_s = 23$, (e) $h_s = 31$ y (f) $h_s = 49$, (g) $h_s = 63$, (h) $h_s = 95$ y (i) $h_s = 127$ muestras.

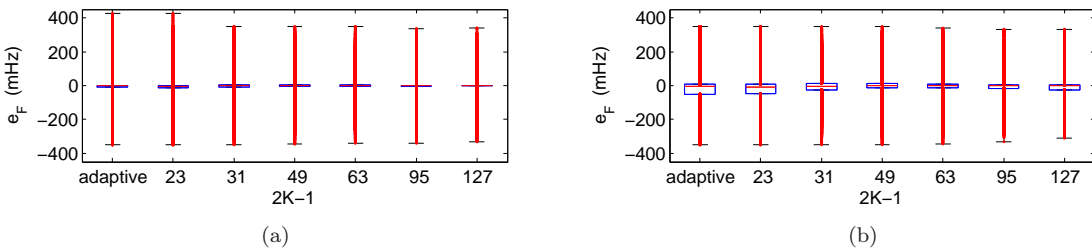


Figura 3.10: Distribución de $e_F(n)$ en mHz utilizando un kernel para el filtrado temporal de longitud $2N-1 = 51$ muestras y las distintas longitudes de filtrado frecuencial propuestas en (a) segmentos musicales y (b) transiciones entre segmentos musicales.

(negro) las estimaciones presentan variaciones bruscas y estimaciones anómalas correspondiéndose con instantes en los que también se dan estimaciones anómalas de la frecuencia. Con esto podemos intuir que los errores de estimación de frecuencia anómalos pueden derivarse tanto a de la falta de sincronía en las señales a analizar como de los errores en la estimación de la amplitud de las mismas.

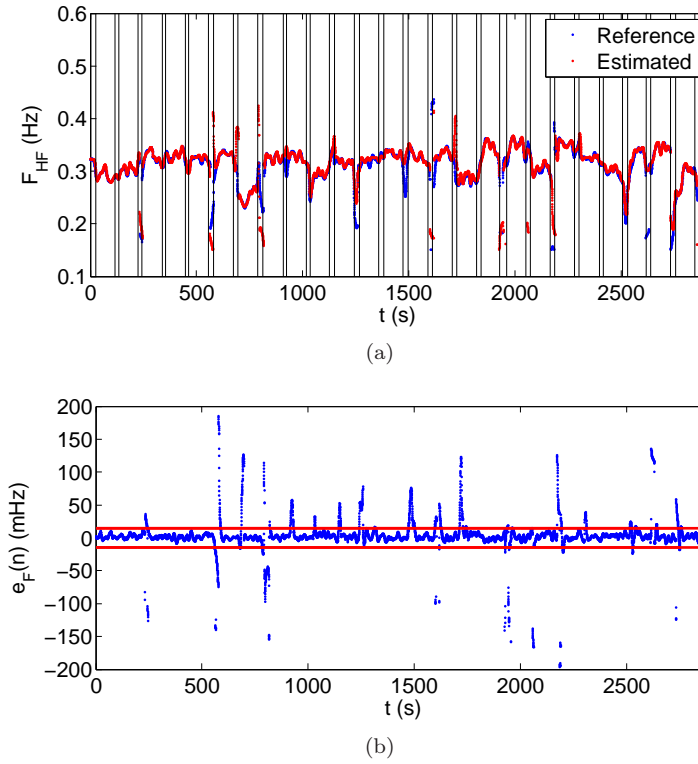


Figura 3.11: (a) $\hat{F}_{HF}(n)$ y (b) $e_F(n)$ utilizando el método basado en amplitudes variantes y filtrado temporal de longitud $2N-1 = 51$ muestras, para una señal de la base de datos. Las líneas en rojo en (b) delimitan una banda comprendida entre $[-10, 10]$ mHz.

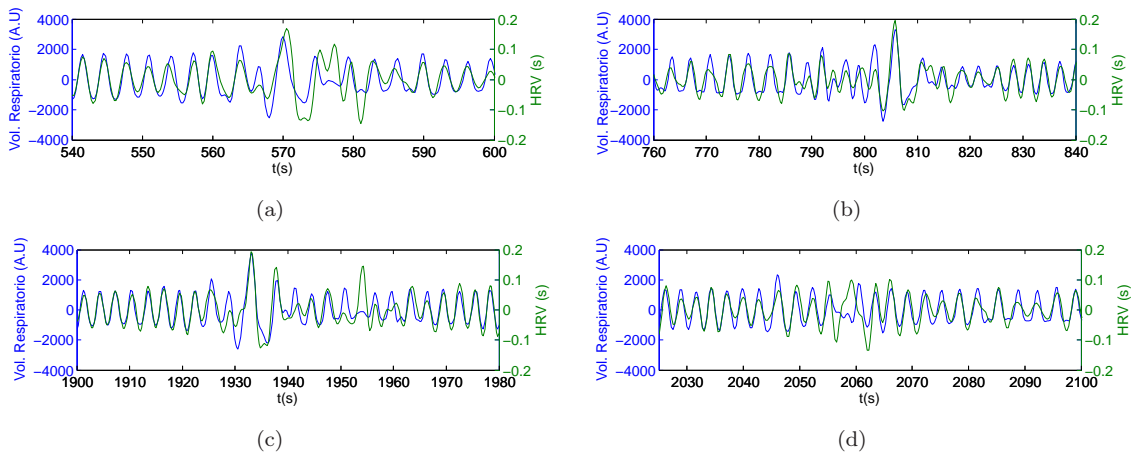


Figura 3.12: Comparativa de la señal respiratoria (azul) y HRV (verde) una vez filtradas en la banda de frecuencia definida en la Sec. 2.1.4, para diferentes instantes temporales donde se localizan los mayores errores de \hat{F}_{HF} .

La figura 3.14 presenta la distribución del error mediano para cada segmento en función del método y kernel utilizado, los superíndices 1 y 2 indican el método de estimación utilizado, con amplitudes instantáneas y con amplitudes constantes respectivamente. Observamos como el error de estimación

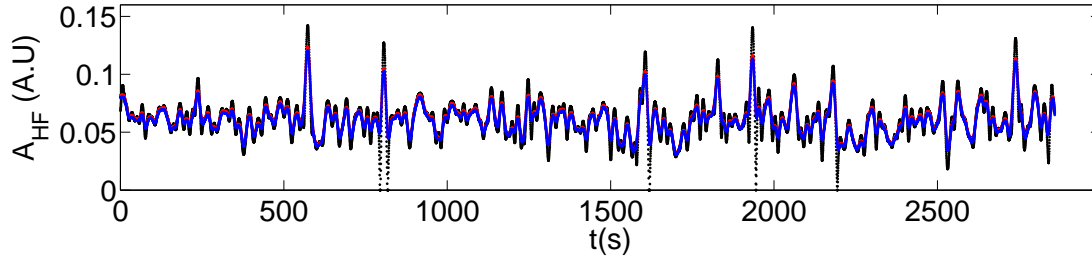


Figura 3.13: Comparativa de la estimación de A_{HF} , estimada mediante la integración de la SPWVD en la banda propuesta en este TFM (azul), estimada mediante la integración de la SPWVD en la banda propuesta en este TFM y corregida para la eliminación del filtrado frecuencial (rojo) y estimada con el método propuesto en este TFM (negro).

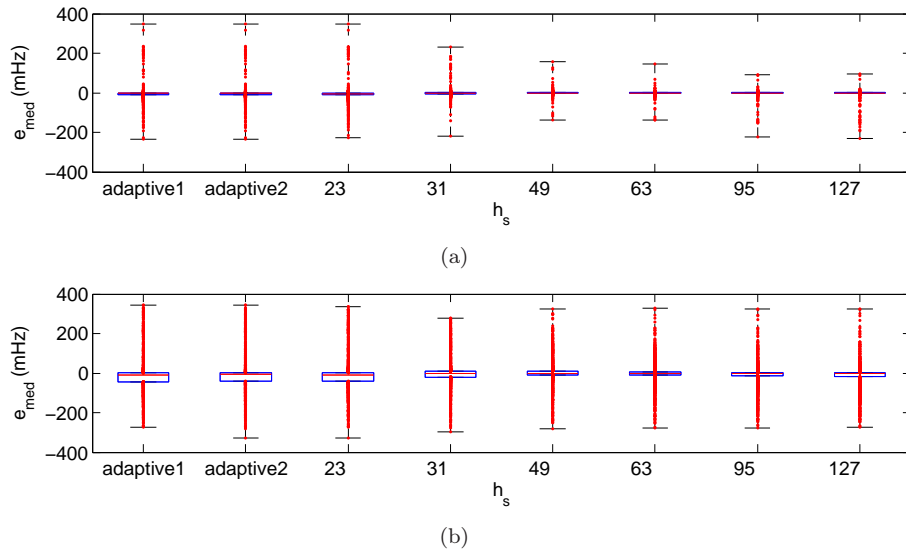


Figura 3.14: Distribución del error mediano de los distintos segmentos en mHz utilizando un kernel para el filtrado temporal de $2N-1 = 51$ muestras y las distintas longitudes de filtrado frecuencial propuestas en (a) segmentos musicales y (b) transiciones entre segmentos musicales.

Tabla 3.12: Error mediano y desviación mediana absoluta (mHz) de F_{HF} para (a) fragmentos musicales y (b) transiciones entre fragmentos musicales.

(a) Frag. Musicales									(b) Transiciones								
h_s	2N-1								h_s	2N-1							
	21		51		101		201			21		51		101		201	
	Med	MAD	Med	MAD	Med	MAD	Med	MAD		Med	MAD	Med	MAD	Med	MAD	Med	MAD
Adapt1	0.977	11.719	0.000	3.652	-0.254	6.836	2.676	8.789	Adapt1	178.965	27.344	10.273	36.602	1.953	7.812	-2.930	18.809
Adapt2	-0.977	8.789	0.000	1.953	-0.254	4.160	0.977	6.836	Adapt2	172.852	28.320	10.312	36.563	7.559	3.398	2.461	10.742
23	1.699	12.949	0.723	6.328	0.977	6.367	5.352	10.488	23	164.062	18.594	10.527	47.051	10.234	22.676	3.437	8.027
31	1.953	3.906	2.930	1.953	3.906	3.652	3.906	4.883	31	122.070	53.965	12.480	32.227	17.578	1.953	-4.629	7.090
47	3.906	1.699	4.883	0.977	7.812	1.953	3.906	2.930	47	-97.402	11.465	20.254	35.664	29.297	0.977	-120.117	15.879
63	4.883	1.953	4.883	2.930	5.859	4.883	0.977	3.906	63	-107.168	8.535	24.414	1.230	156.758	12.188	-179.941	2.207
95	-0.977	10.020	0.977	5.137	0.000	5.137	4.375	8.320	95	159.180	23.223	17.656	23.262	-18.340	17.070	8.066	6.582
127	0.254	2.207	1.953	1.953	0.977	2.930	2.930	1.953	127	154.297	23.691	50.059	11.973	-25.391	9.766	6.367	1.445

es similar con ambos métodos de estimación con kernel adaptativo. Se muestra también como con longitudes de filtrado frecuencial fijas la distribución del error presenta menos dispersión, en particular para los segmentos musicales. En las tablas 3.12 y 3.13 mostramos la evaluación numérica.

Tabla 3.13: Error mediano y desviación mediana absoluta (%) de F para (a) fragmentos musicales y (b) transiciones entre fragmentos musicales.

(a) Frag. Musicales									(b) Transiciones								
h_s	2N-1								h_s	2N-1							
	21		51		101		201			Med	MAD	Med	MAD	Med	MAD	Med	MAD
Adapt1	-0.556	6.627	-1.598	4.683	-3.430	4.040	-5.764	3.594	Adapt1	1.077	13.245	-1.716	6.556	-5.400	3.484	-8.050	2.000
Adapt2	-0.226	5.014	-0.965	4.192	-2.760	3.606	-4.876	3.143	Adapt2	1.315	12.451	-0.976	6.637	-4.816	3.386	-7.811	1.967
23	-0.838	6.258	-2.011	4.643	-3.827	3.762	-5.767	3.146	23	1.080	13.132	-1.493	6.276	-5.640	2.950	-8.237	1.533
31	0.048	4.488	-0.520	3.331	-1.404	2.818	-2.341	2.592	31	2.307	11.852	2.688	6.834	-0.376	3.152	-4.386	1.649
47	-0.020	3.233	-0.161	2.182	0.222	2.183	0.737	2.220	47	1.705	9.734	3.035	6.941	3.998	3.551	2.953	1.672
63	-0.165	2.514	-0.250	1.800	-0.176	1.762	0.223	1.766	63	0.043	8.340	0.170	6.058	0.732	2.816	-0.330	1.426
95	-0.541	1.982	-0.482	1.698	-0.849	1.606	-0.804	1.558	95	-2.456	6.752	-2.822	4.743	-2.877	2.406	-4.093	1.216
127	-0.824	1.780	-0.771	1.555	-1.318	1.536	-1.632	1.569	127	-4.175	6.121	-4.281	4.258	-4.770	2.407	-5.077	1.154

Las tablas 3.12 y 3.13 muestran la comparativa del error de estimación mediano (e_{med}) y la desviación mediana absoluta (MAD) en un segmento de acuerdo a (2.44) y (2.45), respectivamente. Los resultados se muestran en términos absolutos y normalizados para ambos métodos de estimación con kernel adaptativo y para la estimación con kernels de longitud fija en tiempo y frecuencia.

En primer lugar en términos normalizados (tabla 3.13), el error mediano aumenta mientras que la desviación mediana absoluta disminuye con el aumento del filtrado temporal para ambos tipos de segmento cuando utilizamos ventanas de filtrado frecuencial adaptativas. En segundo lugar observamos como el método propuesto en este TFM no presenta diferencias significativas con el método original propuesto en [15] puesto que tanto el sesgo como la desviación son del mismo orden.

Si comparamos con las estimaciones con filtrado frecuencial de longitud fija (tabla 3.13), observamos como siempre existe una longitud que obtiene una estimación con menor sesgo y menor desviación en cada caso, siendo distinta para cada tipo de segmento y para cada longitud $2N-1$ de la ventana de filtrado temporal.

De los resultados anteriores podemos intuir que el filtrado temporal a aplicar para obtener un sesgo y desviación mínimos depende también del tipo de segmento, independientemente del tipo de filtrado que apliquemos en frecuencia.

Finalmente podemos observar como el error mediano de estimación y la desviación mediana absoluta de $F_F(n)$ es pequeño en ambos segmentos, obteniendo valores máximos de 5.676 mHz y 10.273 mHz para el error mediano y de 8.789 mHz y 36.602 mHz para la MAD en los segmentos musicales y las transiciones respectivamente, siempre y cuando se utilicen longitudes de filtrado temporal adecuadas (ver tabla 3.12).

DISCUSIÓN Y CONCLUSIÓN

En este TFM se ha desarrollado un estimador de la frecuencia respiratoria basado en la estimación de la frecuencia de la componente de alta frecuencia de la señal de variabilidad del ritmo cardiaco como el máximo en cada instante temporal de la SPWVD calculada con ventanas de filtrado frecuencial de longitud variable en función de las variaciones de frecuencia instantánea. El método desarrollado se basa en el propuesto en [15] e incluye la estimación instantánea tanto de la amplitud de la componente HF como del ruido, de interés en aplicaciones donde la arritmia sinusal respiratoria puede variar en el tiempo. La primera parte del este TFM se ha centrado en el desarrollo de un estimador de la amplitud de la componente de HF a partir de la integración de la SPWVD.

La estimación de la amplitud instantánea mediante el método propuesto en este TFM permite obtener una mejor estimación de la potencia real de la señal respecto a métodos tradicionales basados en la integración de la SPWVD tanto en la banda clásica de HF (0.15 Hz - 0.4 Hz) como en una banda centrada en la frecuencia respiratoria y ancho de banda de 0.25 Hz [7]. El método propuesto en este TFM para la estimación de la amplitud instantánea comprende tres pasos: integración en un ancho de banda aproximadamente igual al lóbulo principal de la ventana de filtrado frecuencial y centrado en el pico de la SPWVD; eliminación de la influencia del filtrado frecuencial; y eliminación de la influencia del filtrado temporal.

Hemos visto como estimar la potencia a partir de la integración de la SPWVD bien en la banda de HF o en un ancho de banda constante centrado en la frecuencia respiratoria permite estimar las variaciones de potencia a lo largo del tiempo (figura 3.3) de la señal analítica objeto de estudio, pero no permiten obtener los valores reales de la potencia o amplitud instantánea de la componente.

Se ha comprobado que la simple integración en la banda propuesta en este TFM ofrece una mejora significativa con respecto a los métodos anteriores cuyo sesgo es mejorado mediante la eliminación de la influencia del filtrado frecuencial. El filtrado temporal de la SPWVD imprime un suavizado en la potencia instantánea estimada, que se puede eliminar mediante un proceso de deconvolución, pero a costa de la introducción de terminos oscilatorios. Las oscilaciones aparecen con mayor amplitud en los extremos de la señal y con menor amplitud en la parte central de la misma. Las oscilaciones en los extremos se deben a dos factores, el primero al efecto circular de la deconvolución en el dominio discreto y en segundo a los transitorios del filtro asociado a la ventana de filtrado frecuencial. El efecto circular de la convolución podría reducirse mediante un zero padding en los extremos de forma que éste podría simplemente eliminarse, pero introduciríamos un escalón en la señal que se traduciría en un nuevo transitorio del filtrado temporal. Otra forma de reducirlas sería considerar la extensión con una aproximación polinomial en los extremos de forma que no introduzcamos un transitorio y podamos eliminar los efectos circulares de la deconvolución mediante la no consideración de las muestras externas. Las oscilaciones en la parte central se deben al fenómeno de Gibbs y no puede eliminarse en tiempo discreto.

El algoritmo propuesto presenta una limitación cuando se quiere analizar simultáneamente más de una componente frecuencial. Esta limitación afecta a las ventanas de filtrado frecuencial, cuyo lóbulo principal debe presentar un ancho de banda máximo inferior a la mínima separación frecuencial entre ambas componentes. Una solución en ese caso sería calcular la amplitud instantánea de cada componente por separado sobre la señal filtrada en la banda correspondiente a cada componente. Si bien el coste computacional del algoritmo propuesto es alto debido a la resolución utilizada en la SPWVD ($2M = 2048$), éste puede reducirse reduciendo la resolución frecuencial de la SPWVD mediante el factor $2M$, que no afecta significativamente al cálculo de la amplitud. Además se puede utilizar segmentos de menor duración donde el filtrado temporal y frecuencial necesarios sean menores, minimizando la influencia del filtrado temporal, que podría no corregirse. En este caso el algoritmo podría implementarse *on-line* siempre y cuando se admita un retardo en la estimación igual al primer bloque a procesar y el tiempo de cómputo de éste bloque.

La evaluación realizada para el método de estimación en frecuencia con datos teóricos nos permite establecer las condiciones ideales de funcionamiento del algoritmo y seleccionar un kernel óptimo para la estimación de la frecuencia respiratoria. Hemos observado como el error de estimación para un mismo filtrado temporal y una misma longitud $2N-1$ permanece dentro del mismo orden. Esto nos permite establecer que la implementación de las ventanas es consistente siempre y cuando se utilicen ventanas de filtrado con área equivalente, el método ofrece prestaciones similares. El error de estimación de la amplitud instantánea y del ruido aumenta ligeramente los errores de estimación de frecuencia (de 2.018 % a 2.055 %), si bien los resultados siguen siendo mejores que los obtenidos con el método de amplitudes constantes propuesto en [15], siempre y cuando se utilice un filtrado temporal de longitud $2N-1$ adecuada.

La mejora se traduce en una reducción tanto del sesgo como la varianza del error de estimación aproximadamente a la mitad, en particular en los segmentos de variación no lineal, donde el error de estimación es mejorado para al menos tres de las longitudes $2N-1$ consideradas.

En [15] se demuestra que la estimación de la frecuencia instantánea mejora cuando se utiliza un filtrado frecuencial de longitud variable frente a un filtrado frecuencial de longitud fija. En dicho trabajo se compara la estimación de la frecuencia instantánea con filtrado frecuencial de longitud variable frente a la estimada con un filtrado frecuencial de 128 muestras, que equivaldría en nuestro método a una longitud de 512 muestras. En este TFM se ha comprobado que utilizando una longitud $2N-1$ adecuada en el filtrado temporal, la estimación de la frecuencia instantánea con un filtrado frecuencial de longitud adaptativa mejora respecto a las obtenidas con ventanas de filtrado frecuencial de 127 muestras, tanto en términos normalizados como en términos absolutos y en ambos tipos de segmentos. Sin embargo en este TFM también se ha constatado que siempre existe una longitud de filtrado frecuencial fija que permite realizar una estimación de mínimo error cuadrático medio en ambos tipos de segmentos. El problema del uso de una ventana fija es que no siempre la misma longitud permite una estimación con mínimo MSE en ambos tipos de segmentos. La longitud $2K-1$ fija que minimiza el MSE difiere en función de la longitud $2N-1$ de la ventana de filtrado temporal y de las variaciones de frecuencia consideradas (o tipo de segmento).

La evaluación sobre señales reales se ha considerado en términos de error mediano y desviación mediana absoluta, en lugar de error medio y desviación estándar debido a que en señales reales no solo existe el error asociado al método de estimación de la frecuencia instantánea sino también errores de estimación de la HRV o en la estimación de la amplitud instantánea, que pueden provocar estimaciones anómalas. Los errores de la HRV pueden deberse tanto a un motivo no fisiológico o error de registro de la señal respiratoria como a una influencia de la componente simpática (LF) de frecuencia próxima a 0.15 Hz que no ha sido reducida con el filtrado paso banda definido en la Sec. 2.1.4, que fuerza una estimación de la frecuencia de HF próxima a los 0.15Hz. Los errores asociados a estimación de la amplitud instantánea de la HRV pueden simplemente corregirse omitiendo la corrección del filtrado temporal (deconvolución). Mediante el uso de valores medianos minimizamos de forma robusta el efecto de éstas estimaciones anómalas en la evaluación del método, que ha sido realizada por separado

para ver las capacidades de estimación del algoritmo propuesto en los segmentos con variaciones más lentas (segmentos musicales) y en los segmentos con variaciones más rápidas (transiciones).

El método propuesto en este TFM ha obtenido errores en la estimación de la frecuencia respiratoria de $-1.525 \pm 4.557\%$ (1.953 ± 4.883 mHz) en los segmentos musicales y de $-0.919 \pm 6.542\%$ (11.465 ± 43.477 mHz) en las transiciones entre segmentos utilizando una ventana de filtrado temporal de longitud $2N-1 = 51$ muestras, comparables a los obtenidos mediante el método original propuesto en [15].

En cuanto a la comparativa del error de estimación con el método adaptativo frente a la estimación obtenida con ventanas de longitudes fijas, se demuestra como existe al menos una longitud fija que permite la estimación de la frecuencia instantánea con menor error, pero, al igual que ocurría en el estudio de simulación, el problema es que no existe una única longitud h_s que permita la estimación con error mediano mínimo para ambos tipos de segmentos y para cualquier longitud de filtrado temporal. Esto es de especial interés en aplicaciones en las que se usan ventanas de filtrado temporal de longitud variable [19].

Se puede concluir que la estimación de la frecuencia instantánea a partir de la SPWVD con ventanas de filtrado frecuencial de longitud variable, aun no siendo la óptima en cada tipo de segmento consigue realizar una buena estimación en ambos, sin necesidad de un conocimiento previo de las variaciones temporales de la frecuencia instantánea de la componente frecuencial objeto de estudio.

5

TRABAJO FUTURO

Durante la realización del trabajo y tras la finalización del mismo nos han surgido nuevas posibilidades que podemos establecer como líneas futuras de la investigación:

- a. Mejorar la estimación de la amplitud reduciendo coste computacional y haciéndola menos sensible a ruido, existe una propuesta de algoritmo [28] para reducir el ruido en la SPWVD que permitiría no solo estimar mejor la amplitud sino también la frecuencia instantánea.
- b. Introducir otros métodos de estimación de la amplitud y ver su comportamiento como pueden ser [29, 30, 31].
- c. Introducir un filtrado adaptativo simultaneamente en tiempo y frecuencia que permita adaptar el algoritmo a las variaciones temporales de la señal [19].
- d. Desarrollar analíticamente la formulación del sesgo y varianza del error de estimación para distintos kernels teniendo en cuenta señales con variaciones frecuenciales no lineales de mayor orden.
- e. Combinar la estimación de la frecuencia a través de la HRV con alguna otra señal derivada del ECG y obtener una estimación más robusta mediante un post-procesado combinado.

6

PRÁCTICAS

La parte práctica de este trabajo fin de máster consistió en acudir a distintas sesiones de registros de pruebas de esfuerzo y colaborar en la medida de lo posible en ellas.

Los registros de pruebas de esfuerzo han sido realizados y dirigidos por el cardiólogo Pedro Serrano, en la clínica Viamed-Montecanal. Los registros de prueba de esfuerzo se han realizado sobre tapiz rodante con el protocolo de Bruce mediante el uso de un holter o el sistema BSP para medida HyperQ.

Tuve la oportunidad de estar en contacto con Linda Davrath, en una de las sesiones de registro de prueba de esfuerzo, en la cual me comentó las capacidades del sistema HyperQ. Linda está llevando a cabo un estudio para analizar las prestaciones de esta medida y ver si los resultados son mas fiables que los obtenidos con el método utilizado en la actualidad. El estudio se realiza unicamente sobre mujeres que van a ser sometidas a una angiografía de forma que se obtenga comprobación de los resultados obtenidos con el HyperQ.

El sistema HyperQ requiere de información de control del paciente que es rellenada por el médico encargado del registro. Permite la asignación de un protocolo automático (en este caso se uso el protocolo de Bruce) o la definición de un protocolo de registro de forma manual, aun cuando el protocolo se establece automático, el sistema permite modificarlo manualmente durante el registro de la prueba de esfuerzo. Este sistema registra el ECG de 12 derivaciones, calcula el ritmo cardíaco (HR), el ECG medio y analiza las elevaciones del segmento ST de forma automática durante todo el registro y permite la inserción manual de la presión arterial del paciente en el momento deseado.

Las estimaciones del ECG medio y del HR se realizan mediante un algoritmo de ventana deslizante a lo largo de toda la duración de la señal. Para poder realizar las estimaciones de ECG medio, HR necesita del registro del ECG en reposo durante al menos 3s antes del inicio de la prueba de esfuerzo, y también una duración igual durante el periodo de recuperación tras la finalización de la prueba de esfuerzo. Para considerar que el registro es válido y sus resultados robustos, el sujeto debe alcanzar al menos un HR del 85 % del HR establecido como objetivo (generalmente 220 latidos por minuto (bpm) menos la edad del paciente). Para poder obtener resultados robustos sólo se calculan valores en aquellos periodos y derivaciones donde el registro del ECG no es demasiado ruidoso.

En las pruebas realizadas hasta el momento se ha observado que el sistema aunque diseñado con los datos de un paciente medio varon, está ofreciendo resultados muy robustos sobre mujeres, mejores incluso de los que presentan los metodos de evaluacion de la elevación y pendiente del ST existentes hasta ahora.

El primer registro de prueba de esfuerzo se realizó sobre un varon de 56 años, peso de 83 Kg y 1.61m de altura. Este paciente ha sufrido dos infartos de miocardio, el primero en mayo de 2002 y el último en octubre 2009. El HR objetivo se establecio en 164 bpm. El registro alcanzó una duración de 17:07 minutos y 3 intervalos completos del protocolo, el HR máximo alcanzado fue del 86 % y la

prueba se dio por finalizada a causa de fatiga en el paciente.

El segundo registro se realizó sobre una mujer de 26 años, 70Kg de peso y 1.64m de estatura. Esta paciente no presenta antecedentes cardíacos pero su padre padece isquemia, acude al registro para descartar posibles patologías cardíacas asociadas al cansancio, mareos y falta de fuerza en la extremidades que sufre desde hace aproximadamente un mes. El HR objetivo se establece el 194 bpm, al no ser sujeto válido para el estudio se le aplica un protocolo de Bruce modificado manualmente donde los intervalos se reducen a duración aproximada de 1 minuto. La prueba de esfuerzo finaliza debida a la fatiga del paciente al alcanzar el 6º estado del protocolo de Bruce y tras una duración de 6:06 minutos. El HR alcanzado es superior al 95 % del establecido como objetivo. Un primer análisis visual del ECG descartó la existencia de posibles patologías cardíacas.

Tres pruebas de esfuerzo se han realizado sobre deportistas, edad media 35 años. Se utilizó un holter para el registro y un protocolo de Bruce modificado. Los tres pacientes alcanzaron al menos el 5 estado del protocolo de Bruce, superando ligeramente el 85 % de las pulsaciones máximas para su edad.

El sexto registro se llevó a cabo sobre una paciente mujer de 57 años mediante el uso de un holter y el protocolo de Bruce modificado, se alcanzó el estadio 4 y la prueba fue cancelada por ansiedad. Se ha detectado principio de isquemia y se le ha citado para una nueva prueba de esfuerzo con el BSP y medida HyperQ y un cateterismo.

El último registro se realizó sobre una paciente de 70 años, 1.61m de estatura y 100kg de peso. La prueba duro apenas 6 minutos y fue cancelada a causa de fatiga, mareo y nauseas. Aunque es sujeto de estudio, su registro no es válido al no haber superado el primer estado del protocolo de Bruce ni haber alcanzado el 85 % de su HR máximo. No se ha podido realizar una medida significativa del HyperQ en ninguna derivación.

Linda Davrath me propuso el facilitarme los registros una vez digitalizados para que pudiéramos utilizarlos en futuras investigaciones. Estos registros no van a empezar a digitalizarse hasta mediados de septiembre, con lo que para este TFM no han podido ser incluidos para analizar las prestaciones del metodo sobre registros de prueba de esfuerzo.

Bibliografía

- [1] L. Correa, E. Laciár, A. Torres, and R. Jane. Performance evaluation of three methods for respiratory signal estimation from the electrocardiogram. In *Eng. in Med. and Bio. Soc., 2008. EMBS 2008. 30th Ann. Int. Conf. of the IEEE*, pages 4760–4763, 2008.
- [2] R. Bailon, L. Sörnmo, and P. Laguna. A robust method for ecg-based estimation of the respiratory frequency during stress testing. *Biomed. Eng., IEEE Trans. on*, 53, 2006.
- [3] 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. *Circ.*, 93(5):1043–1065, 1996.
- [4] G.D Clifford, F. Azuaje, and P.E. McSharry. *Advanced methods and tools for ECG data analysis*. Artech House Inc., 2006.
- [5] J. A. Hirsh and B. Bishop. Respiratory sinus arrhythmia in humans: how breathing pattern modulates heart rate. *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.*, 241(4):620–629, 2006.
- [6] S. Akselrod, D. Gordon, FA. Ubel, D.C. Shannon, A.C. Berguer, and R.J. Cohen. Power spectrum analysis of heart rate fluctuation: a quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control. *Science*, 213, 2006.
- [7] R. Bailon, P. Laguna, L. Mainardi, and L. Sörnmo. Analysis of heart rate variability using time-varying frequency bands based on respiratory frequency. In *Eng. in Med. and Bio. Soc., 2007. EMBS 2007. 29th Ann. Int. Conf. of the IEEE*, pages 6674–6677, 2007.
- [8] J. Mateo and P. Laguna. Analysis of heart rate variability in the presence of ectopic beats using the heart timing signal. *Biomed. Eng., IEEE Trans. on*, 50, 2003.
- [9] J. Mateo and P. Laguna. Improved heart rate variability signal analysis from the beat occurrence times according to the ipfm model. *Biomed. Eng., IEEE Trans. on*, 47, 2000.
- [10] L. Sörnmo and P. Laguna. *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*. Elsevier Academic Press, 2005.
- [11] B. Boashash. *Time frequency signal analysis and processing*. Elsevier Ltd., 2003.
- [12] F Hlawatsch and G.F. Boudreaux-Bartell. Linear and quadratic time-frequency representations. *IEEE Signal Proc. Mag.*, 9, 1992.
- [13] V.N. Ivanovic, M. Dakovic, and L. Stankovic. Performance of quadratic time-frequency distributions as instantaneous frequency estimators. *Signal Processing, IEEE Trans. on*, 51(1):77–89, 2003.
- [14] L. Stankovic and V. Katkovnik. Algorithm for the instantaneous frequency estimation using time-frequency distributions with adaptive window width. *Signal Processing Letters, IEEE*, 5(9):224–227, 1998.

- [15] Z.M. Hussain and B. Boashash. Adaptive instantaneous frequency estimation of multicomponent fm signals using quadratic time-frequency distributions. *Signal Processing, IEEE Trans. on*, 50(8):1866–1876, 2002.
- [16] M. Orini, R. Bailón, P. Laguna, R. Enk, and S. Koelsh. Análisis tiempo-frecuencia de la influencia de la música sobre la variabilidad del ritmo cardíaco. pages 278–281, 2007.
- [17] M. Orini, R. Bailón, R. Enk, S. Koelsh, L. Mainardi, and P. Laguna. A method for continuously assessing the autonomic response to music-induced emotions through hrv analysis. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 48(5):423–433, 2010.
- [18] A. Malliani. The pattern of sympathovagal balance explored in the frequency domain. *News Physiol. Sci.*, 14:111–117, 2002.
- [19] R. Bailón, L. Mainardi, M. Orini, L. Sörnmo, and P. Laguna. Analysis of heart rate variability during exercise stress testing using respiratory information. *Biomed. Signal Proces. and Control*, In Press, Corrected Proof:–, 2010.
- [20] V. Katkovnik and L. Stankovic. Instantaneous frequency estimation using the wigner distribution with varying and data-driven window length. *Signal Processing, IEEE Trans. on*, 46(9):2315–2325, 1998.
- [21] W.J. Pielemeier and G.H. Wakefield. Multi-component power and frequency estimation for a discrete tfd. In *Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 1994., Proc. of the IEEE-SP Int. Symp. on*, pages 620–623, 1994.
- [22] L. Cohen. Time-frequency distributions-a review. *Proc. of the IEEE*, 77(7):941–981, 1989.
- [23] L. Qiu. Wigner-ville distribution and windowed wigner-ville distribution of noisy signals. In *Networks, 1993. Int. Conf. on Information Eng. '93. 'Communications and Networks for the Year 2000', Proc. of IEEE Singapore Int. Conf. on*, volume 1, pages 388–392, 1993.
- [24] F. Hlawatsch. Interference terms in the wigner distribution. *Int. Conf. on Digital Signal Proc.*, 1984.
- [25] L Mangin, A Monti, and C Médigue. Cardiorespiratory system dynamics in chronic heart failure. *The Eur. J. of Heart Fail.*, 4(5):617–625, 2002.
- [26] Y. Goren, L.R. Davrath, I. Pinhas, E. Toledo, and S. Akselrod. Individual time-dependent spectral boundaries for improved accuracy in time-frequency analysis of heart rate variability. *Biomed. Eng., IEEE Trans. on*, 53(1):35–42, 2006.
- [27] O. Michailovic and A. Tannenbaum. Blind deconvolution of medical ultrasound images: a parametric inverse filtering approach. *Image Proc., IEEE Trans. on*, 16(12):3005–3019, 2007.
- [28] M. Amirmazlaghani and H. Amindavar. Modeling and denoising wigner-ville distribution. In *Digital Signal Proc. Workshop and 5th IEEE Signal Proc. Ed. Workshop, 2009. DSP/SPE 2009. IEEE 13th*, pages 530–534, 2009.
- [29] M Jabloun, N Martin, F Leonard, and M Vieira. Estimation of the instantaneous amplitude and frequency of non-stationary short-time signals. *Signal Processing*, 88(7):1636–1655, 2008.
- [30] V. Katkovnik. Nonparametric estimation of the time-varying frequency and amplitude. *Stat. and Prob. Letters*, 35(4):307–315, 1997.
- [31] O. Besson and P. Stoica. Exponential signals with time-varying amplitude: Parameter estimation via polar decomposition. *Signal Processing*, 66(1):27–43, 1998.