



UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA

NABIL ZAYYAD ANDRÉS

**ESTIMACIÓN DE MÁXIMA VEROSIMILITUD DE LA VARIABILIDAD
DEL RITMO CARDIACO DURANTE PRUEBA DE ESFUERZO**

Directora: Raquel Bailón Luesma

CENTRO POLITÉCNICO SUPERIOR



PROYECTO FIN DE CARRERA

INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIONES

Departamento de Ingeniería Electrónica y Comunicaciones

Septiembre 2010

NABIL ZAYYAD ANDRÉS

**ESTIMACIÓN DE MÁXIMA VEROSIMILITUD DE LA VARIABILIDAD
DEL RITMO CARDIACO DURANTE PRUEBA DE ESFUERZO**

ESTIMACIÓN DE MÁXIMA VEROSIMILITUD DE LA VARIABILIDAD DEL RITMO CARDIACO DURANTE PRUEBA DE ESFUERZO

RESUMEN

La variabilidad del ritmo cardiaco constituye una de las medidas no invasivas más ampliamente utilizadas para la caracterización de la actividad del sistema nervioso autónomo y, en particular, de sus dos ramas principales: el sistema simpático y el sistema parasimpático. El análisis de la variabilidad del ritmo cardiaco durante prueba de esfuerzo resulta de gran interés, ya que índices derivados de la misma han mostrado capacidad diagnóstica en la identificación de pacientes con enfermedades coronarias.

Durante prueba de esfuerzo la variabilidad del ritmo cardiaco puede modelarse como suma de dos componentes: una componente de baja frecuencia, asociada a la actividad del sistema simpático fundamentalmente, y una componente de alta frecuencia, síncrona con la frecuencia respiratoria, asociada a la actividad del sistema parasimpático.

En el presente proyecto se va a desarrollar un estimador de máxima verosimilitud de la potencia y frecuencia central de las componentes de baja y alta frecuencia de la variabilidad del ritmo cardiaco durante prueba de esfuerzo. Dada la alta no estacionariedad de la señal es necesario realizar un eventanado de la señal que permita suponer constantes los parámetros a estimar dentro de cada ventana.

Para la obtención del tamaño óptimo de ventana se llevan a cabo dos estudios de simulación de señales de variabilidad del ritmo cardiaco durante prueba de esfuerzo uno de carácter determinista y otro con carácter estocástico, obteniéndose un tamaño de ventana óptimo para cada una de ellas. Además se comprueba que la inclusión de información a priori de la frecuencia respiratoria mejora la estimación de las componentes, siempre que la frecuencia respiratoria sea estimada con la suficiente precisión. Así en el estudio de simulación determinista con inclusión de la frecuencia respiratoria se obtienen unos errores de estimación de $\mu_{|F_{LF}|}^n \pm \sigma_{|F_{LF}|}^n = 0,4583\% \pm 0,2734\%$, $\mu_{|A_{LF}|}^n \pm \sigma_{|A_{LF}|}^n = 0,8864\% \pm 0,7013\%$, $\mu_{|F_{HF}|}^n \pm \sigma_{|F_{HF}|}^n = 0,2496\% \pm 0,1867\%$ y $\mu_{|A_{HF}|}^n \pm \sigma_{|A_{HF}|}^n = 0,7086\% \pm 0,5604\%$, para una SNR = 15 dB.

Finalmente, se aplican los dos tamaños óptimos de ventana a una base de datos consistente en el registro simultáneo de señales electrocardiográfica y respiratoria durante prueba de esfuerzo y se comparan los resultados con otros métodos existentes de análisis de variabilidad del ritmo cardiaco durante prueba de esfuerzo. Se observa que, en general, la frecuencia de LF se mantiene siempre alrededor de un valor aproximadamente constante, mientras que la frecuencia HF crece desde el comienzo hasta el pico de estrés y decrece durante la recuperación. La potencia de LF disminuye con el aumento del nivel de esfuerzo hasta prácticamente desaparecer cuando llegamos al pico de esfuerzo, experimentando un crecimiento abrupto durante la fase de recuperación hasta llegar a valores semejantes a los del inicio de la prueba de esfuerzo. En cuanto a la potencia de HF también se reduce al comienzo del ejercicio y crece en la fase de recuperación.

Tabla de contenidos

1	Introducción	1
1.1	Contexto.....	1
1.2	Motivación y antecedentes.....	1
1.3	La señal electrocardiográfica	2
1.4	La señal HRV.....	3
1.4.1	Origen fisiológico	3
1.4.2	Análisis de la HRV.....	4
1.4.3	HRV durante prueba de esfuerzo	4
1.4.4	Métodos de análisis de la HRV durante prueba de esfuerzo	5
1.5	Objetivos y alcance del proyecto	6
1.6	Organización	6
2	Métodos y Materiales	8
2.1	Modelado de la HRV durante prueba de esfuerzo	8
2.2	Análisis de la HRV durante prueba de esfuerzo.....	8
2.2.1	Estimación de parámetros.....	9
2.2.2	Inclusión de frecuencia respiratoria	11
2.3	Estudio de simulación	12
2.3.1	Simulación determinista	12
2.3.2	Simulación estocástica.....	14
2.3.3	Evaluación.....	15
2.4	Base de datos de prueba de esfuerzo.....	16
2.4.1	Estimación de la HRV	17
2.4.2	Estimación de la frecuencia respiratoria	17
2.4.3	Análisis estadístico.....	17
3	Resultados	20
3.1	Estudio de simulación	20
3.1.1	Simulación determinista	20
3.1.1.1	<i>Simulaciones sin ruido</i>	20
3.1.1.2	<i>Simulaciones con ruido</i>	23
3.1.2	Simulación estocástica.....	26

3.2 Base de datos de prueba de esfuerzo.....	29
4 Discusión.....	35
5 Conclusiones	39
6 Líneas futuras.....	41

1 Introducción

1.1 Contexto

El presente proyecto fin de carrera se ha realizado dentro del Grupo de Tecnologías de las Comunicaciones (GTC) del Instituto de Investigación en Ingeniería de Aragón (I3A) de la Universidad de Zaragoza. Dentro del GTC existe un subgrupo dedicado al análisis de señales biomédicas, cuyos miembros pertenecen, a su vez, al Centro de Investigación Biomédica en Red (CIBER), en particular al CIBER-BBN (Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina).

El trabajo realizado en este proyecto fin de carrera se enmarca en el contexto del proyecto TEC2007-68076-CO2 02/TCM titulado "Análisis multimodal-multicanal e interpretación fisiológico-diagnóstica de señales biomédicas del sistema cardiovascular, respiratorio, autonómico y del sueño: variabilidad dinámica e interacciones".

1.2 Motivación y antecedentes

Las enfermedades cardiovasculares constituyen una de las principales causas de mortalidad en los países desarrollados. En España en concreto, según el Instituto Nacional de Estadística en su informe 'Defunciones según la Causa de Muerte 2008', las enfermedades cardiovasculares repitieron como primera causa de muerte, ocasionando el 31,7% del total de defunciones [2].

Estos datos reflejan la necesidad de reducir la incidencia de estas enfermedades, trabajando en su prevención, diagnóstico y tratamiento.

Buena parte de los fallecimientos se producen al poco tiempo de manifestarse los primeros síntomas, lo que se conoce como muerte súbita cardiaca (CSD, *cardiac sudden death*). De hecho, la mayoría de los CSD se deben a enfermedades de las arterias coronarias (CAD, angina de pecho e infarto de miocardio, principalmente). De ahí la importancia del diagnóstico y seguimiento temprano de este tipo de enfermedades.

Sin embargo, los métodos de diagnóstico y tratamiento de CAD (angiografía coronaria, angioplastia, bypass) y de prevención de CSD (implantación de un desfibrilador automático, fármacos antiarrítmicos) tienen unos costes elevados, económicos y en términos de efectos secundarios para el paciente. Por tanto, es evidente la importancia de identificar los pacientes con CAD de manera poco costosa y generalizada.

En este sentido tenemos la señal electrocardiográfica (ECG), que es una medida de la actividad eléctrica del corazón que representa una prueba no invasiva y no traumática para el paciente ampliamente utilizada para el diagnóstico de enfermedades cardiacas. En ocasiones

1 Introducción

las alteraciones en la señal ECG son el único signo visible de la enfermedad antes de su desencadenamiento, como en la isquemia miocárdica.

Las medidas y criterios obtenidos de la señal ECG durante prueba de esfuerzo, empleados tradicionalmente en la rutina clínica para el diagnóstico de CAD, pueden resultar limitados [3], siendo una de las causas la alta no estacionariedad y la contaminación por ruido de la señal, que dificultan la obtención robusta de dichas medidas. Durante los últimos tiempos se han propuesto nuevos índices obtenidos mediante el procesado de la señal ECG para mejorar la precisión diagnóstica de la prueba de esfuerzo [4]. Algunos de los índices que han mostrado tener un valor añadido para el diagnóstico de CAD son extraídos de la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV, heart rate variability) [4].

Sin embargo, el análisis de la HRV durante prueba de esfuerzo requiere la consideración de numerosos factores que cambian debido al ejercicio y hacen que el análisis clásico de la HRV no sea apropiado durante prueba de esfuerzo.

Entre estos factores se encuentran tanto el ritmo cardíaco como la frecuencia respiratoria, que varían en el tiempo durante la prueba de esfuerzo.

En este proyecto se propone un método para el análisis de la variabilidad del ritmo cardíaco durante prueba de esfuerzo basado en el modelado de la misma y en un estimador de máxima verosimilitud (MLE, *maximum likelihood estimator*) que permite la inclusión de información de la frecuencia respiratoria.

1.3 La señal electrocardiográfica

La señal ECG refleja la actividad eléctrica del corazón y, por tanto, presenta un comportamiento repetitivo correspondiente a los sucesivos latidos cardíacos.

Cada recurrencia o ciclo de la señal ECG consta de distintas ondas en una secuencia determinada. Cada onda, o grupo de éstas, representa a una de las distintas fases del latido cardíaco, y se denotan por una letra del alfabeto (P, Q, R, S, T). El segmento horizontal que precede la onda P se denomina línea de base o línea isopotencial y la secuencia de ondas Q, R, y S se denomina QRS o complejo QRS.

La Figura 1.1 muestra un fragmento de señal ECG que comprende dos latidos cardíacos consecutivos donde se definen los intervalos temporales con importancia desde el punto de vista del diagnóstico. En este proyecto nos interesa en particular la onda R, pues la distancia entre ondas R de latidos sucesivos define el periodo cardíaco, cuya inversa constituye el ritmo cardíaco.

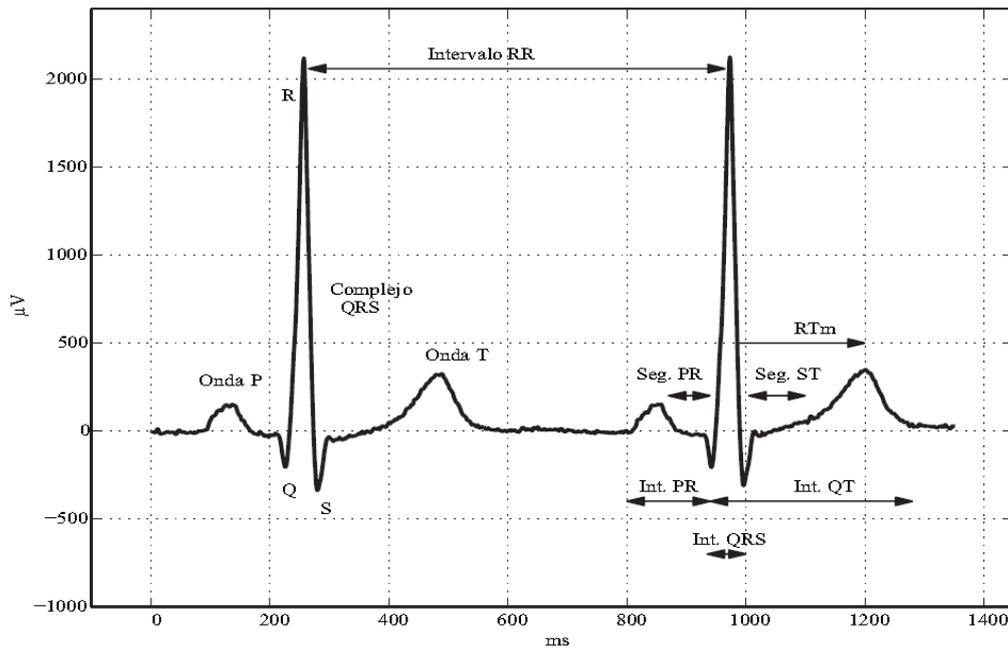


Figura 1.1 Señal ECG con las ondas e intervalos principales

1.4 La señal HRV

Se denomina variabilidad del ritmo cardiaco a las variaciones del ritmo cardiaco en torno a su valor medio que se producen latido a latido. Estas variaciones tienen su origen en los impulsos generados en el nodo seno-auricular o SA. El instante en el que se produce el impulso en el SA viene aproximadamente determinado en el ECG por el inicio de la onda P. Sin embargo, para detectar el instante de ocurrencia de cada latido se utiliza como punto fiducial algún instante del complejo QRS con mayor energía para ser más fácilmente detectable, por ejemplo la onda R o el centro de gravedad del complejo QRS. Generalmente se emplea el inverso del intervalo RR (distancia entre ondas R) como medida del ritmo cardiaco.

1.4.1 Origen fisiológico

Desde los inicios de la electrocardiografía se han observado pequeñas variaciones en torno al valor medio del ritmo cardiaco que se producen latido a latido. Dicha variabilidad depende de la frecuencia de disparo del nodo SA, que está controlado por el sistema nervioso autónomo (ANS, *autonomic nervous system*) a través de sus dos ramas: el sistema simpático y el sistema parasimpático o vagal. Por regla general, la acción del sistema simpático acelera el ritmo cardiaco mientras que la acción del sistema parasimpático lo decelera. La HRV se origina por la interacción entre los sistemas simpático y parasimpático, siendo dominante la acción del parasimpático en condiciones de reposo [5].

1 Introducción

Además, el ANS recibe información de diferentes sistemas que influyen en la regulación de la HRV. Por ejemplo, la respiración tiene una clara influencia sobre el ritmo cardiaco, que aumenta durante la fase de inspiración, caracterizada por la inhibición de la estimulación parasimpática, y disminuye durante la expiración. Este fenómeno se denomina arritmia sinusal respiratoria (RSA, *respiratory sinus arrhythmia*) [6] y se ha convertido en un índice de medida de la estimulación parasimpática sobre el corazón [7], [8].

Por tanto la RSA constituye una oscilación rítmica de la actividad parasimpática sobre el corazón, responsable de las variaciones del ritmo cardiaco síncronas con la respiración. La frecuencia de las variaciones del ritmo cardiaco debidas a la RSA coincide con la frecuencia respiratoria y su magnitud es directamente proporcional al volumen tidal (volumen de aire inhalado o exhalado en cada ciclo respiratorio) e inversamente proporcional a la frecuencia respiratoria [9].

1.4.2 Análisis de la HRV

Numerosos trabajos han demostrado la existencia en la HRV de al menos dos componentes principales bien diferenciadas [10]: una componente de baja frecuencia (LF, *low frequency*), entre 0.04 y 0.15 Hz y una componente de alta frecuencia (HF, *high frequency*), entre 0.15 y 0.4 Hz.

La componente LF se considera una medida de la estimulación simpática sobre el corazón, si bien su potencia absoluta puede verse modificada tanto por una estimulación simpática como parasimpática [11], [12]. La componente HF se considera una medida de la estimulación parasimpática sobre el corazón y se debe principalmente a la RSA [13] – [15], si bien ha de tenerse en cuenta que la amplitud de la RSA varía con el volumen tidal y la frecuencia respiratoria sin mediación del sistema parasimpático, como han demostrado estudios de la HRV tras la administración de fármacos inhibidores de la estimulación simpática y parasimpática [12], [16].

El funcionamiento del ANS puede verse alterado por diferentes condiciones fisiológicas y patológicas. Del estudio de la HRV se pueden obtener índices que proporcionen información sobre el balance simpático-vagal como el cociente entre las potencias asociadas a las componentes LF y HF.

1.4.3 HRV durante prueba de esfuerzo

La prueba de esfuerzo requiere un aumento tanto en el ritmo cardiaco como en el volumen de eyección. Esto supone que al iniciarse el ejercicio la respuesta del ANS se caracterice por una inhibición de la estimulación parasimpática, seguida por una activación de la estimulación simpática cuando la intensidad del ejercicio es elevada [17], [18]. El efecto del ejercicio sobre la respiración es un aumento tanto de la frecuencia respiratoria como del

volumen tidal. Conforme aumenta la intensidad del ejercicio el volumen tidal aumenta hasta estabilizarse en torno al 50-60% de la capacidad vital y es la frecuencia respiratoria la que aumenta [18].

Durante un ejercicio dinámico, el ritmo cardiaco aumenta y su variabilidad disminuye [6]. Trabajos anteriores han mostrado que el ejercicio reduce tanto la componente LF como la HF de la HRV debido a la inhibición de la estimulación parasimpática [19] – [21]. Sin embargo, existen resultados inconsistentes en cuanto a la evolución del cociente LF/HF [18].

En algunos casos, cuando la intensidad del ejercicio es elevada y aun cuando la variabilidad total de la HRV es mínima, se ha observado la presencia de oscilaciones de HF, no mediadas por el ANS (no afectan a la componente LF), que representan casi la totalidad de la HRV cuando la intensidad del ejercicio es máxima [17], [21], [22].

Se ha estudiado la evolución de la componente HF, asociada a la RSA, durante prueba de esfuerzo. Se ha observado que durante ejercicios de intensidad elevada, la RSA es la responsable principal de la HRV. La frecuencia de la RSA coincide con la frecuencia respiratoria. La amplitud de la RSA disminuye al comienzo del ejercicio debido a la inhibición de la estimulación parasimpática, sin embargo, al aumentar la intensidad del ejercicio se produce un aumento de la amplitud de la RSA de origen mecánico debido al aumento del flujo respiratorio.

El hecho de que la HRV dependa de numerosos factores cardiovasculares (ver sección 1.4.1), y de que estos a su vez se alteren en condiciones de esfuerzo, hace que el estudio de la HRV durante prueba de esfuerzo requiera consideraciones especiales tanto en el análisis como en su interpretación. Además, el aumento del ritmo cardiaco durante la prueba de esfuerzo aumenta la frecuencia intrínseca de muestreo de la HRV y es posible medir la potencia en bandas frecuenciales que se extienden por encima del límite superior de la banda de HF en el análisis espectral clásico de HRV. La frecuencia respiratoria durante prueba de esfuerzo puede alcanzar los 0.7 Hz, situando a la RSA fuera de la banda de HF clásica (0.15- 0.4 Hz). Por tanto, en el análisis espectral de la HRV durante prueba de esfuerzo necesitamos redefinir las bandas frecuenciales para estudiar la HRV para todas aquellas frecuencias con significado fisiológico, incluyendo la frecuencia respiratoria [23].

1.4.4 Métodos de análisis de la HRV durante prueba de esfuerzo

Los métodos de análisis espectral clásicos asumen la estacionariedad de la señal, representando la distribución de energía o potencia en el dominio frecuencial durante toda la duración de la señal.

Cuando la intensidad del ejercicio varía en el tiempo la HRV es altamente no estacionaria y entonces es necesario el empleo de métodos específicos como el análisis tiempo-frecuencia que permite representar la distribución de energía o potencia en el dominio frecuencial para todo instante de tiempo. Entre ellos uno de los más utilizados es la aplicación de la distribución de Wigner-Ville (WVD, *Wigner-Ville distribution*) que representa la densidad de energía o potencia conjuntamente en tiempo y frecuencia. El principal problema de esta

1 Introducción

distribución es la existencia de términos cruzados que impide la interpretación correcta de la distribución de energía, por lo que se utilizan diferentes versiones obtenidas mediante filtrado de la WD, como la distribución suavizada pseudo Wiegner Ville que incluye un filtrado tanto temporal como frecuencial para eliminar los términos que no son de interés.

En este proyecto se propone un método alternativo que trabaja directamente sobre la propia señal HRV, realizando una segmentación de la misma en ventanas que permita asumir la estacionariedad de la señal y sobre la cual poder aplicar un estimador de máxima verosimilitud, asumiendo un determinado modelo para la HRV.

1.5 Objetivos y alcance del proyecto

El objetivo de este proyecto fin de carrera es la estimación de máxima verosimilitud de la potencia y frecuencia central de las componentes de baja y alta frecuencia de la HRV durante prueba de esfuerzo, método que requiere menor complejidad de análisis de señal que otros existentes y por tanto un menor coste computacional.

Uno de las principales características que presenta la señal HRV durante prueba de esfuerzo es su alta no estacionariedad mientras que el estimador de máxima verosimilitud está diseñado para señales estacionarias. Por ello un objetivo previo es la realización de un estudio de simulación de señales HRV durante prueba de esfuerzo sobre la que estudiar el tamaño óptimo de segmentación de la señal que permita al mismo tiempo una estimación robusta de la potencia y frecuencia de sus componentes y el seguimiento de sus variaciones debidas al esfuerzo.

Además, se estudia el efecto de la inclusión de información a priori de la frecuencia respiratoria en la estimación de las componentes.

El método propuesto se aplicará a una base de datos consistente en el registro simultáneo de señales ECG y respiratoria durante prueba de esfuerzo y se compararán los resultados con otros métodos existentes de análisis de HRV durante prueba de esfuerzo.

1.6 Organización

A continuación se describen los capítulos restantes del proyecto:

2 Métodos y Materiales: Este capítulo comienza con la explicación de toda la base teórica en la que se basa el proyecto fin de carrera. Se empieza presentando el modelo de la HRV, para a continuación introducir el análisis de la HRV durante prueba de esfuerzo. A continuación se presenta el estudio de simulación de señales de HRV durante prueba de esfuerzo para validar el estimador diseñado. Por último se describe la base de datos de registros de ECG de prueba de esfuerzo que utilizaremos para comprobar toda la metodología con señales reales.

3 Resultados: En este capítulo se presentan los resultados del estudio de simulación obtenidos, así como los resultados del análisis de la base de datos de prueba de esfuerzo.

4 Discusión: Se explica razonadamente la elección de los distintos factores de la metodología empleada y se exponen de forma argumentada las interpretaciones de los resultados obtenidos además de la posible problemática.

5 Conclusión: Se recopilan las conclusiones y aportaciones realizadas.

6 Líneas futuras: Se exponen las posibles futuras extensiones del proyecto.

2 Métodos y Materiales

2.1 Modelado de la HRV durante prueba de esfuerzo

La variabilidad del ritmo cardiaco puede modelarse como la suma de al menos dos sinusoides cuyas frecuencias varían linealmente en tiempo [26]. Durante la prueba de esfuerzo la señal analítica de la HRV podemos modelarla como:

$$x(n) = A_{LF}(n)e^{j2\pi f_{LF}n} + A_{HF}(n)e^{j2\pi(\alpha n^2 + \beta n)} + w(n) \quad (2.1)$$

donde la componente LF está definida por la amplitud $A_{LF}(n)$ y la frecuencia f_{LF} , que puede ser asumida constante durante la prueba de esfuerzo; la componente HF está definida por la amplitud $A_{HF}(n)$ y la frecuencia instantánea $f_{HF}(n) = 2\alpha n + \beta$ (esta frecuencia se puede considerar que aumenta linealmente desde el comienzo de la prueba hasta el pico de máximo esfuerzo y decrece linealmente en la fase de recuperación [27], [28]); el término $w(n)$ representa un ruido complejo blanco gaussiano aditivo (AWGN, *Additive White Gaussian Noise*) y modela posibles errores o desalineamientos en la detección, así como errores de modelado.

2.2 Análisis de la HRV durante prueba de esfuerzo

Para la estimación de los parámetros característicos de la HRV (frecuencia y amplitud) de las componentes de LF y HF, respectivamente, vamos a basarnos en el estimador de máxima verosimilitud por su propiedad de ser asintóticamente óptimo.

Debido a la alta no estacionariedad de la señal HRV y que el MLE que utilizaremos está definido para estimar parámetros estacionarios, deberemos realizar un enventanado de la señal de manera que podamos suponer estacionarios los parámetros a estimar dentro de esa ventana. Por tanto la estimación de los parámetros se reducirá a la aplicación del estimador a cada una de las ventanas de la señal a estudio. La elección del tamaño de ventana óptimo requiere un compromiso entre la robustez (optimalidad) de la estimación y el seguimiento de las variaciones de los parámetros.

2.2.1 Estimación de parámetros

Para la aplicación del MLE hemos de asumir que en la ventana de análisis las amplitudes y frecuencias de las componentes de LF y HF son constantes, es decir:

$$x^k(n - kD) = x(n)v(n - kD) \quad \text{con} \quad v(n) = \begin{cases} 1, & n = 0, 1, \dots, K - 1 \\ 0, & n = K, K + 1, \dots, L - 1 \end{cases} \quad (2.2)$$

donde $x^k(n)$ es la señal HRV en la ventana de análisis, k el índice de la ventana, D el desplazamiento entre ventanas, $v(n)$ una ventana rectangular de longitud K y L la longitud total de la señal de análisis; de esta manera la señal en nuestra ventana de análisis se puede considerar estacionaria y expresarla de la siguiente manera:

$$x^k(n) \cong \sum_{i=1}^M A_i^k e^{j2\pi f_i^k n} \quad (2.3)$$

donde M es el número de exponenciales a estimar, cuyas amplitudes y frecuencias se consideran constantes y se denotan mediante A_i^k y f_i^k respectivamente.

La estimación de las frecuencias y las amplitudes de la señal se realiza a través de la maximización de su función de verosimilitud. Debido a que la señal está contaminada con ruido AWGN la función a maximizar es [1]:

$$p(\mathbf{x}^k; \boldsymbol{\xi}) = \frac{1}{\pi^K \det(\boldsymbol{\sigma} \mathbf{I})} \exp \left(-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=0}^{K-1} \left| x^k(n) - \sum_{i=1}^M A_i^k e^{j2\pi f_i^k n} \right|^2 \right) \quad (2.4)$$

donde σ representa la desviación típica del ruido AWGN e \mathbf{I} la matriz identidad.

La maximización de la función anterior es equivalente a la minimización de la función:

$$J = \sum_{n=0}^{K-1} \left| x^k(n) - \sum_{i=1}^M A_i^k e^{j2\pi f_i^k n} \right|^2 \quad (2.5)$$

Para el cálculo del estimador vamos a tomar las funciones en forma matricial:

$$J = [\mathbf{x}^k - \mathbf{E}\mathbf{A}]^H [\mathbf{x}^k - \mathbf{E}\mathbf{A}] \quad (2.6)$$

donde $\mathbf{x}^k = [x^k(0) \ x^k(1) \ \dots \ x^k(K-1)]^T$ son las muestras de señal en nuestra ventana, $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \dots \ \mathbf{e}_M]$ el vector con las exponenciales a estimar,

2 Métodos y Materiales

$\mathbf{e}_i = [1 \ e^{j2\pi f_i^k} \ \dots \ e^{j2\pi f_i^k(K-1)}]^T$ las muestras de cada una de las exponenciales a estimar y $\mathbf{A} = [A_1^k \ A_2^k \ \dots \ A_M^k]^T$ es el vector con las amplitudes a estimar.

Primero minimizamos la señal respecto a la amplitud obteniendo:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{A}} = -2\mathbf{E}^H(\mathbf{x}^k - \mathbf{E}\mathbf{A}) \quad (2.7)$$

Igualando a cero y resolviendo la ecuación resultante obtenemos la expresión de las amplitudes estimadas:

$$\hat{\mathbf{A}} = (\mathbf{E}^H\mathbf{E})^{-1}\mathbf{E}^H\mathbf{x}^k \quad (2.8)$$

Si analizamos esta expresión, vemos que para poder estimar las amplitudes es necesario conocer las frecuencias de nuestras exponenciales. Por tanto lo primero que necesitamos hallar es la estimación de estas frecuencias. Para ello vamos a sustituir la expresión (2.8) en (2.6) y así obtenemos una expresión que sólo depende de las frecuencias de nuestra señal:

$$J = (\mathbf{x}^k)^H\mathbf{x}^k - (\mathbf{x}^k)^H\mathbf{E}(\mathbf{E}^H\mathbf{E})^{-1}\mathbf{E}^H\mathbf{x}^k \quad (2.9)$$

Para minimizar esta expresión debemos maximizar el término:

$$J = (\mathbf{x}^k)^H\mathbf{E}(\mathbf{E}^H\mathbf{E})^{-1}\mathbf{E}^H\mathbf{x}^k \quad (2.10)$$

Si las frecuencias se encuentran lo suficientemente alejadas, se puede considerar que:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_i^H\mathbf{e}_j &= K \quad \text{si } i = j \\ \mathbf{e}_i^H\mathbf{e}_j &= 0 \quad \text{si } i \neq j \end{aligned} \quad (2.11)$$

Por tanto la expresión (2.10) puede simplificarse de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} J &= \frac{1}{K} \sum_{i=1}^M (\mathbf{x}^k)^H \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i^H \mathbf{x}^k = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^M |\mathbf{e}_i^H \mathbf{x}^k|^2 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^M \left| \sum_{n=0}^{K-1} x^k(n) e^{-j2\pi f_i^k n} \right|^2 \\ &\quad \text{si } |f_i^k - f_j^k| \gg \frac{1}{K} \end{aligned} \quad (2.12)$$

es equivalente a la suma de M periodogramas. Por tanto la estimación de las M frecuencias que conforman nuestra señal se reduce al cálculo del periodograma de la señal, y

obtener los M picos de la señal que se encontrarán en cada una de las frecuencias de las exponenciales que modelan la señal.

Aunque la estimación de frecuencia y amplitud están relacionadas, los parámetros se estiman por separado, por lo que se puede emplear una ventana de tamaño diferente para cada parámetro. Esto es interesante ya que para la estimación frecuencial puede ser preferible un tamaño de ventana, K_f , diferente al de la amplitud, K_A .

Una vez estimadas las frecuencias f_i^k de las M exponenciales complejas amortiguadas, debemos estimar las frecuencias de las componentes de LF y HF de la señal HRV, que son las de interés en nuestro proyecto. Para ello se buscan cuáles son los picos en la banda LF estándar (0.04 – 0.15 Hz) y el que posea el valor máximo de potencia se elige como componente principal LF de nuestra estimación. A partir de esa componente principal se define un umbral igual a la mitad de la amplitud de la componente principal y con todas las frecuencias asociadas a los picos superiores a ese umbral se realiza una media ponderada por sus correspondientes potencias para estimar la frecuencia media en la banda de LF. Para la componente HF se sigue un proceso similar pero en la banda de frecuencias 0.15 – 1 Hz, que incluye todas las posibles frecuencias respiratorias durante prueba de esfuerzo. Se ha elegido estimar las frecuencias de las componentes LF y HF como un promediado ponderado de las frecuencias estimadas en cada banda debido al hecho de que, en la realidad, las bandas de LF y HF suelen mostrar varios picos frecuenciales de amplitudes considerables en vez de un solo pico dominante.

Una vez obtenidas las frecuencias de todas las componentes frecuenciales podemos sustituirlas en la expresión (2.8) para obtener la estimación de las amplitudes de interés de las que consta la señal y mediante la relación expresada en (2.13) la potencia de cada una de ellas. La potencia correspondiente a cada una de las componentes LF y HF de la señal HRV, se obtendrá como suma de las potencias de todas las componentes de cada banda.

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

2.2.2 Inclusión de frecuencia respiratoria

Como la componente HF se considera una medida de la arritmia sinusal respiratoria (RSA), podríamos asumir que la frecuencia de la componente de HF puede ser aproximada por la frecuencia respiratoria. Entonces, si conocemos información sobre la respiración, podemos incluirla en la estimación de las componentes de HRV.

Al conocer la frecuencia respiratoria podemos reducir la banda de frecuencia en la que se encontrará la frecuencia de la componente HF. En lugar de buscar la componente de HF en la banda de frecuencia 0.15 – 1 Hz, la buscaremos en una banda centrada en el valor de frecuencia respiratoria media de nuestra ventana ($f_{r,med}^k$) y con un margen inferior y superior de 0.05 Hz. Es decir la banda de HF se reduce a $[f_{r,med}^k - 0.05, f_{r,med}^k + 0.05]$ Hz. De esta

2 Métodos y Materiales

manera el parámetro \hat{f}_{HF}^k se estimará con mayor precisión obviando picos frecuenciales que puedan ser debidos a factores no fisiológicos, con lo que también mejorarán las estimaciones de las amplitudes de ambas componentes ya que dependen de la exactitud con la que se estimen las frecuencias de la señal HRV como se puede comprobar en la expresión (2.8).

Por otra parte, la propia frecuencia respiratoria media puede considerarse como una componente frecuencial para la estimación de la frecuencia media de la frecuencia HF, \hat{f}_{HF}^k .

2.3 Estudio de simulación

2.3.1 Simulación determinista

El objetivo del estudio de simulación es evaluar el estimador objeto de estudio, así como los parámetros óptimos del mismo. Para ello vamos a simular la señal HRV como la suma de dos componentes sinusoidales como se ha descrito en la sección 2.1.

Aunque nuestro objetivo final será la evaluación del estimador sobre una señal de HRV lo más cercana posible a las señales de HRV de prueba de esfuerzo reales, se estudiarán diferentes simulaciones que permitan caracterizar el comportamiento del estimador. Los diferentes parámetros que se han usado en la simulación son:

- Frecuencia LF constante: igual a 0.1 Hz.
- Amplitud LF constante: igual a 0.1.
- Amplitud LF variable: aumenta y disminuye linealmente durante el inicio del ejercicio, basándose en casos reales, y vuelve desde el pico de estrés linealmente a su valor normal durante la recuperación, modelando el comportamiento de la actividad simpática durante el ejercicio y la recuperación [19], [30], [31].
- Frecuencia HF lineal: aumenta y disminuye linealmente, imitando el comportamiento durante el ejercicio y la recuperación. Un filtro paso bajo es aplicado para suavizar las posibles transiciones no fisiológicas del ejercicio a la recuperación.
- Frecuencia HF real: sigue una frecuencia respiratoria real durante prueba de esfuerzo, obtenida de la señal de un termistor de flujo grabada durante prueba de esfuerzo [32].
- Amplitud HF constante: igual a 0.1.
- Amplitud HF variable: aumenta y disminuye linealmente durante el inicio del ejercicio, basándose en casos reales, y vuelve desde el pico de estrés linealmente a su valor normal durante la recuperación, modelando el comportamiento de la actividad parasimpática durante el ejercicio y la recuperación [19], [30], [31]. La amplitud experimenta un aumento cuando la frecuencia HF alcanza el 60% de su incremento total, modelando el estiramiento mecánico del nodo sinusal debido a la respiración [19], [30], [31].

Combinando los parámetros descritos se han realizado varias simulaciones tanto de una como de dos componentes exponenciales:

1. LF-AC y LF-AV: simulaciones de una sola exponencial que representa la componente LF, con frecuencia constante y amplitud constante y variable, respectivamente.
2. HF-AC y HF-AV: simulaciones de una sola exponencial que representa la componente HF, con frecuencia linealmente variable y amplitud constante y variable, respectivamente.
3. FL-AC y FL-AV: simulaciones de dos exponenciales que representan el modelo de señal HRV con frecuencia LF constante y HF lineal, con amplitudes constantes y variables, respectivamente, tanto de la componente LF como HF.
4. FR-AC y FR-AV: simulaciones de dos exponenciales que representan el modelo de señal HRV con frecuencia LF constante y HF real, con amplitudes constantes y variables, respectivamente, tanto de la componente LF como HF.

La combinación de parámetros de las distintas simulaciones se resume en el siguiente cuadro:

Simulación	LF-AC	LF-AV	HF-AC	HF-AV	FL-AC	FL-AV	FR-AC	FR-AV
M (número de componentes)	1	1	1	1	2	2	2	2
f_{LF}	Constante	Constante	-	-	Constante	Constante	Constante	Constante
A_{LF}	Constante	Variable	-	-	Constante	Variable	Constante	Variable
f_{HF}	-	-	Lineal	Lineal	Lineal	Lineal	Real	Real
A_{HF}	-	-	Constante	Variable	Constante	Variable	Constante	Variable

Tabla 2.1 Combinación de parámetros en las simulaciones deterministas

Las frecuencias y amplitudes instantáneas de las componentes LF y HF para las simulaciones FL-AV y FR-AV, respectivamente, se muestran en la Figura 2.1.

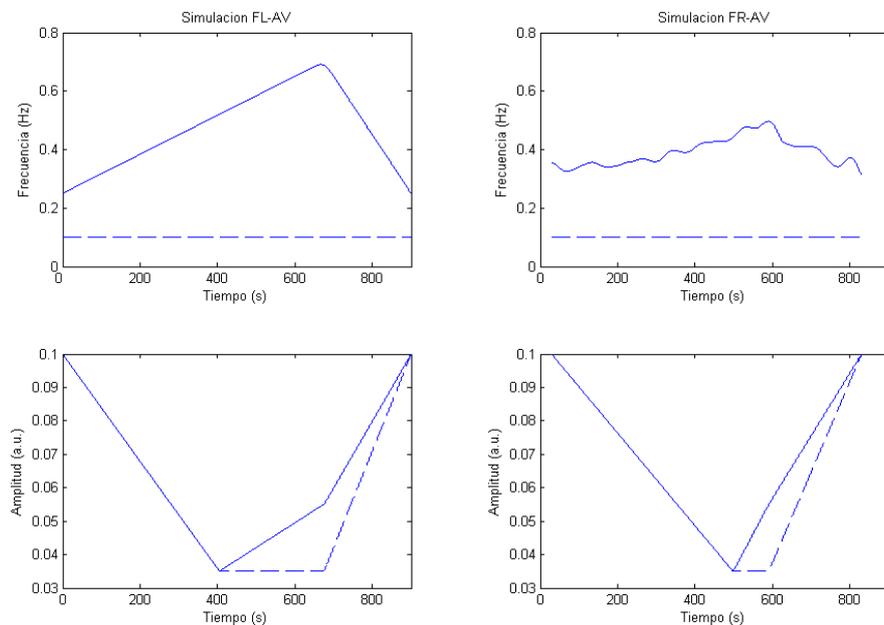


Figura 2.1 Representación para la simulación FL-AV (izquierda) y la simulación FR-AV (derecha) de la frecuencia y amplitud de HF (línea continua) y de LF (línea discontinua)

A las simulaciones anteriores se les añade un ruido AWGN con una relación señal a ruido (SNR, *Signal to Noise Ratio*) definida como el ratio entre la potencia de la componente LF en el instante máximo y la varianza del ruido (σ^2). Consideraremos diferentes valores de SNR.

2 Métodos y Materiales

Se puede derivar una estimación de la SNR presente en las señales HRV durante prueba de esfuerzo basado en la literatura y en observaciones experimentales. En una posición estática, el orden de la potencia total de una señal HRV típica es 671 ms^2 , mientras que la potencia de las componentes de LF y HF es del orden de 308 y 95 ms^2 , respectivamente [36]. El ruido presente en las señales HRV es debido principalmente al jitter en el punto fiducial de la QRS. Asumiendo que la señal HRV está muestreada con una tasa F_{ECG} , un error debido a una sola muestra es $1/F_{\text{ECG}}$ s. Este error representa una potencia de ruido de aproximadamente 1 ms^2 para $F_{\text{ECG}} = 1000 \text{ Hz}$, 4 ms^2 para $F_{\text{ECG}} = 500 \text{ Hz}$ y 16 ms^2 para $F_{\text{ECG}} = 250 \text{ Hz}$, y una SNR de aproximadamente 25, 19 y 13 dB, respectivamente [25].

Para evitar la dependencia de los resultados obtenidos con los valores concretos de las realizaciones de ruido, generamos un total de 100 realizaciones de ruido para cada σ^2 que aplicamos a la señal HRV obtenida para cada simulación.

Para todas las simulaciones se ha usado una frecuencia de muestreo de $F_s = 4 \text{ Hz}$, que está por encima de la máxima frecuencia de muestreo intrínseca de la HRV, dada por el ritmo cardiaco máximo y que, en prueba de esfuerzo, puede superar los 3 Hz (correspondientes a 180 latidos por minuto)

2.3.2 Simulación estocástica

Aunque la simulación determinista de la sección anterior es usada en múltiples estudios de simulación [25, 26, 37, 38], la naturaleza de las señales biológicas no es completamente determinista y la síntesis de señales estocásticas no estacionarias puede usarse para evaluar el estimador diseñado sobre señales que presenten una mayor aleatoriedad. En este estudio se propone el uso del modelo autorregresivo de media móvil variante en tiempo (TV-ARMA, *Time-Varying Autoregressive Moving Average*) para crear señales HRV con una estructura tiempo-frecuencia conocida, modelada por su densidad espectral de potencia instantánea $S(n,f)$.

Las propiedades espectrales vienen definidas por las frecuencias $f_i(n)$ y amplitudes $S(n,f_i(n))$ de los picos de los que consta $S(n,f)$. En la figura 2.2 se muestran las frecuencias instantáneas junto con las amplitudes espectrales correspondientes a las componentes de LF y HF usadas en esta simulación. Una explicación detallada del proceso de síntesis así como del resto de parámetros utilizados para la simulación pueden encontrarse en [39].

Para esta simulación se ha usado una frecuencia de muestreo $F_s = 2 \text{ Hz}$ y se ha reducido la longitud de la simulación a 600 segundos.

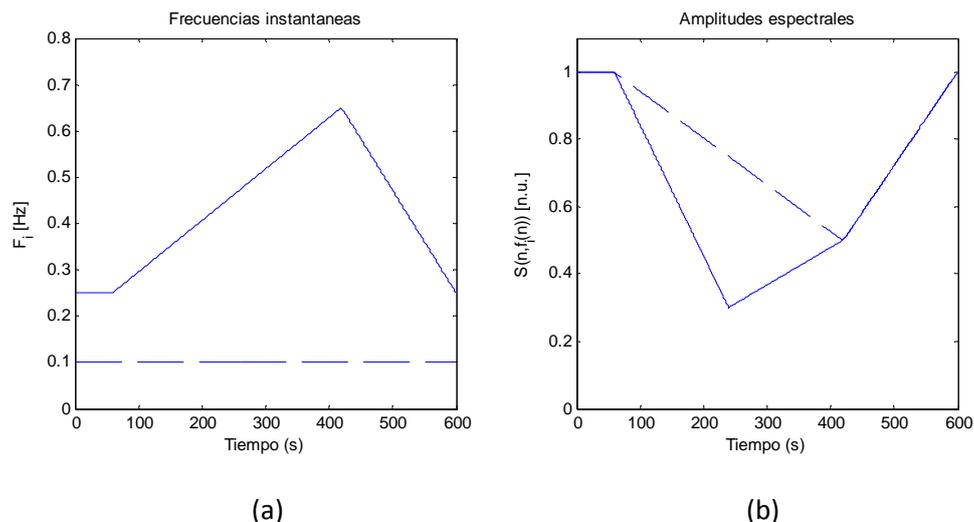


Figura 2.2 Representación para la simulación estocástica de HRV durante prueba de esfuerzo de (a) frecuencias instantáneas y (b) amplitudes espectrales, correspondientes a las componentes de LF (línea discontinua) y HF (línea continua), respectivamente.

2.3.3 Evaluación

Para realizar la evaluación del estimador sobre las señales de HRV simuladas será necesaria la transformación de frecuencia discreta a frecuencia analógica según $\hat{F}_{LF}^k = \hat{f}_{LF}^k \cdot F_s$ y $\hat{F}_{HF}^k = \hat{f}_{HF}^k \cdot F_s$.

Una vez obtenidos los valores estimados de las componentes de LF y HF en cada ventana, \hat{F}_{LF}^k , \hat{A}_{LF}^k , \hat{F}_{HF}^k y \hat{A}_{HF}^k , vamos a realizar un cambio de índices para pasar a tener una serie de valores $\hat{F}_{LF}(m)$, $\hat{A}_{LF}(m)$, $\hat{F}_{HF}(m)$, $\hat{A}_{HF}(m)$, que poder comparar con los parámetros simulados. La estimación obtenida en la ventana k-ésima se asigna a la muestra central de dicha ventana de tamaño K, por lo que la transformación de índices es:

$$e_i \left(\frac{K}{2} + (k-1) \cdot D \right) = e_i^k = e_i(m) \text{ con } m = 0, 1, \dots, L - K - 1 \quad (2.14)$$

donde $e(m)$ representa en cada caso $\hat{F}_{LF}(m)$, $\hat{A}_{LF}(m)$, $\hat{F}_{HF}(m)$ o $\hat{A}_{HF}(m)$ e i representa la realización $i = 1, 2, \dots, R$. De esta forma no se realiza la evaluación en las primeras y últimas $K/2$ muestras. Para no necesitar ningún tipo de interpolación se elige una separación entre ventanas de una muestra, $D=1$, de modo que el número de ventanas necesario es $L-K$, con L igual al número de muestras de nuestra señal a estudio.

Calcularemos el error de estimación cometido en la estimación de las componentes de LF y HF, $\hat{F}_{LF}(m)$, $\hat{A}_{LF}(m)$, $\hat{F}_{HF}(m)$ y $\hat{A}_{HF}(m)$. Para ello calcularemos la media y desviación estándar (SD) del valor absoluto del error de estimación $e_i(m) = \hat{e}_i(m) - e(m)$, definido como la diferencia entre la serie estimada $\hat{e}_i(m)$ y la serie simulada $e(m)$. La media $\mu_{|e|}$ y la SD $\sigma_{|e|}$ se calculan como el promediado a lo largo de todas las realizaciones de las correspondientes medias y SD temporales. En nuestro caso,

$$\begin{aligned} \mu_{|e|} &= \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R \left(\frac{1}{L-K-1} \sum_{m=0}^{L-K-1} |e_i(m)| \right) \\ \sigma_{|e|} &= \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R \left(\sqrt{\frac{1}{L-K-2} \sum_{m=0}^{L-K-1} \left(|e_i(n)| - \frac{1}{L-K-1} \sum_{m=0}^{L-K-1} |e_i(m)| \right)^2} \right) \end{aligned} \quad (2.15)$$

donde $L - K$ es el número de muestras de la señal de error de estimación $e_i(m)$ y $R = 100$ el número de realizaciones.

También definimos unos errores normalizados, expresados en tanto por ciento,

$$\begin{aligned} \mu_{|e|}^n &= \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R \left(\frac{1}{L-K} - 1 \sum_{m=0}^{L-K-1} \left| \frac{e_i(m)}{e(m)} \right| \right) \cdot 100 \\ \sigma_{|e|}^n &= \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R \left(\sqrt{\frac{1}{L-K-2} \sum_{m=0}^{L-K-1} \left(\left| \frac{e_i(m)}{e(m)} \right| - \frac{1}{L-K-1} \sum_{m=0}^{L-K-1} \left| \frac{e_i(m)}{e(m)} \right| \right)^2} \right) \cdot 100, \end{aligned} \quad (2.16)$$

donde $e(m)$ es la señal de normalización, tal que para que cada caso, $e(m) \in \{F_{LF}(m), A_{LF}(m), F_{HF}(m), A_{HF}(m)\}$.

Esto nos permitirá comparar los parámetros de partida $F_{HF}(m)$, $A_{LF}(m)$, $F_{LF}(m)$ y $A_{HF}(m)$ con los estimados $\hat{F}_{LF}(m)$, $\hat{A}_{LF}(m)$, $\hat{F}_{HF}(m)$ y $\hat{A}_{HF}(m)$, para estudiar distintos efectos, como el uso de distintos tamaños de ventana, o el aumento de ruido en la señal HRV.

2.4 Base de datos de prueba de esfuerzo

En el Hospital Universitario de Lund (Suecia), se registraron simultáneamente los ECGs y señales respiratorias de 14 voluntarios y 20 pacientes sometidos a prueba de esfuerzo. La señal ECG es muestreada a 1 kHz y la señal respiratoria a 50 Hz. La prueba de esfuerzo fue realizada en una bicicleta ergométrica cuya carga de trabajo se incrementaba linealmente cada minuto. Se les pedía a los sujetos que pedalearan a una frecuencia de 60 rpm. Una descripción más detallada de la base de datos se da en [32].

2.4.1 Estimación de la HRV

Para la realización de este proyecto el primer paso es la obtención de la HRV a partir de la señal ECG de la que dispongamos. En este apartado vamos a describir el proceso necesario para llegar hasta nuestra señal de interés.

Primero las marcas de detección QRS se obtienen mediante el detector ARISTOTLE [24] que detecta el punto fiducial o centro de gravedad del QRS a partir de las derivaciones V_1 , V_2 y V_3 . Entonces, la señal de ritmo cardiaco instantáneo es calculada siguiendo el modelo IPFM teniendo en consideración la presencia de latidos ectópicos (ver Anexo 1) y remuestreada a una frecuencia de $F_s = 4\text{Hz}$, obteniendo $d_{HR}(n)$. Mediante un filtrado paso bajo con frecuencia de corte 0.03 Hz, se obtiene la señal de ritmo cardiaco medio variante en el tiempo $d_{HRM}(n)$, que es sustraída de la señal de ritmo cardiaco instantáneo para obtener la señal de variabilidad de ritmo cardiaco, $d_{HRV}(n) = d_{HR}(n) - d_{HRM}(n)$. La señal $d_{HRV}(n)$ es filtrada paso bajo con frecuencia de corte igual a 0.9 Hz ya que se ha observado la presencia en algunos registros de una componente de 1 Hz [33], síncrona con la frecuencia de pedaleo de 60 rpm pero no relacionada con la actividad parasimpática [34], [35]. En cualquier caso, la frecuencia respiratoria no supera los 0.9 Hz en ninguno de los registros de la base de datos.

Una vez obtenida la señal de HRV $d_{HRV}(n)$ se calcula su señal analítica, que es sobre la que se aplica el MLE descrito en la Sección 2.2.1.

2.4.2 Estimación de la frecuencia respiratoria

La frecuencia respiratoria es estimada mediante análisis espectral de la señal respiratoria [32]. La serie de frecuencia respiratoria estimada $\hat{F}_r(n)$ es remuestreada a 4 Hz y filtrada paso bajo con una frecuencia de corte de 0.01 Hz para evitar variaciones abruptas no fisiológicas provocadas por errores de estimación.

2.4.3 Análisis estadístico

Una vez obtenidos los parámetros que caracterizan la HRV (frecuencia y potencia de las componentes de LF y HF), se propone un estudio estadístico con el fin de caracterizar su evolución durante la prueba de esfuerzo en el subconjunto de los voluntarios.

Índices de estudio

Para cada uno de los voluntarios de la base de datos definimos cinco instantes de tiempo n_x a lo largo de la prueba de esfuerzo [25]. Los instantes de tiempo considerados son: el primer minuto de prueba de esfuerzo, n_1 , tres minutos antes del pico de esfuerzo, n_2 , un minuto antes del pico de esfuerzo, n_3 , un minuto después del pico de esfuerzo, n_4 y tres

2 Métodos y Materiales

minutos después del pico de esfuerzo, n_5 . Para cada sujeto el pico de esfuerzo n_p es definido como el instante de tiempo de máximo ritmo cardíaco medio, $d_{HRM}(n)$.

n_x (seg)	
n_1	$1 \cdot 60$
n_2	$n_p - 3 \cdot 60$
n_3	$n_p - 1 \cdot 60$
n_4	$n_p + 1 \cdot 60$
n_5	$n_p + 3 \cdot 60$

Tabla 2.2 Instantes de tiempo n_x .

En cada instante de tiempo n_x , los parámetros de frecuencia y potencia instantánea de LF, $\hat{F}_{LF}(m)$, $\hat{P}_{LF}(m)$ y HF, $\hat{F}_{HF}(m)$, $\hat{P}_{HF}(m)$ estimados son promediados en una ventana de 1s. En la Figura 2.3 se representa el instante de pico de estrés n_p y los distintos instantes de tiempo n_x para un sujeto de estudio.

De este modo definimos,

$$\begin{aligned} \bar{F}_{LF}(n_x) &= \frac{1}{W} \sum_{m=n_x}^{n_x+W-1} \hat{F}_{LF}(m); & \bar{P}_{LF}(n_x) &= \frac{1}{W} \sum_{m=n_x}^{n_x+W-1} \hat{P}_{LF}(m) \\ \bar{F}_{HF}(n_x) &= \frac{1}{W} \sum_{m=n_x}^{n_x+W-1} \hat{F}_{HF}(m); & \bar{P}_{HF}(n_x) &= \frac{1}{W} \sum_{m=n_x}^{n_x+W-1} \hat{P}_{HF}(m) \end{aligned} \quad (2.17)$$

donde W es el número de muestras en la ventana de promediado.

Prueba de suma de rangos Wilcoxon

La prueba de suma de rangos Wilcoxon (también llamada prueba Mann–Whitney U, Mann–Whitney–Wilcoxon (MWW) o prueba Wilcoxon–Mann–Whitney) es una prueba no paramétrica para evaluar la hipótesis de que dos vectores independientes con posible número distinto de observaciones proceden de distribuciones con igual mediana. La evaluación se realiza calculando el estadístico p que representa la probabilidad de que la hipótesis nula (medianas iguales) sea cierta, por lo tanto valores pequeños de p pondrán en duda la hipótesis nula.

En este proyecto la prueba de suma de rangos Wilcoxon es aplicada para evaluar la hipótesis de que las diferencias entre los parámetros de la HRV entre dos instantes de tiempo n_x tiene mediana cero. El test se aplica a las 10 posibles combinaciones de los diferentes 5 instantes de tiempo.

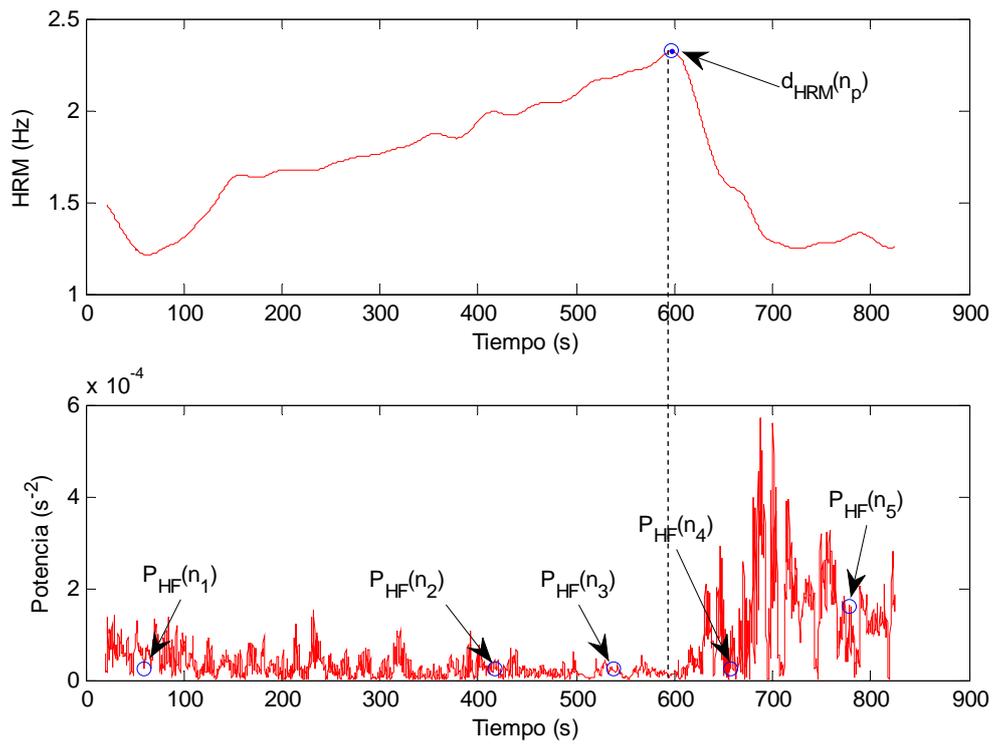


Figura 2.3 Pico de estrés n_p en la señal de variabilidad del ritmo cardíaco medio $\bar{d}_{HRM}(n)$ (arriba) e instantes de tiempo n_x sobre $\hat{P}_{HF}(n)$ estimada con conocimiento de frecuencia respiratoria y ventanas frecuencial y de amplitud de tamaños 40 y 5 segundos respectivamente, para un voluntario de la base de datos.

3 Resultados

3.1 Estudio de simulación

3.1.1 Simulación determinista

Como la obtención de las componentes de frecuencia y amplitud de LF y HF va a depender mucho de los parámetros que utilicemos, vamos a comparar los efectos que tiene la variación del tamaño de ventana, así como la resolución frecuencial utilizada (número de puntos de la FFT utilizada para el cálculo del periodograma) para intentar obtener un tamaño óptimo para la estimación.

Una vez obtenido el tamaño óptimo, comprobaremos los efectos que produce el aumento de ruido en la señal y si en tal caso conviene el uso de un tamaño de ventana distinto que nos ofrezca mayor robustez frente al ruido sin alejarnos mucho de la estimación obtenida con el óptimo.

Para ello calcularemos la media y SD del valor absoluto del error de estimación sin normalizar, $\mu_{|e|} \pm \sigma_{|e|}$, y normalizado, denotado $\mu_{|e|}^n \pm \sigma_{|e|}^n$, como ya explicamos en la sección 3.1.1.

3.1.1.1 Simulaciones sin ruido

Como resultado de las primeras simulaciones realizadas con una única exponencial y frecuencia y amplitud constantes (LF-AC), se observó que es importante la resolución frecuencial que utilicemos, ya que el error cometido en la estimación de la frecuencia influye notablemente en la estimación de la amplitud. Así se comprobó que incrementando el número de muestras, N , con el que calcular la FFT lleva a mejoras en la estimación de los parámetros, obteniéndose para $N=8192$ muestras un error inferior al 0.01 % para la estimación de la frecuencia y un error próximo al 1 % para la estimación de amplitud. Sin embargo también se comprobó que si se realizaba la estimación aplicando una ventana rectangular a la señal de longitud K_A , se reducían ampliamente los errores de estimación de amplitud, consiguiendo errores muy próximos al 0 % con valores de N igual a 1024 y 2048 (ver Anexo II.1), debido a que se reduce la influencia que tiene el error cometido en la estimación frecuencial sobre la estimación de amplitud.

Al introducir amplitud variable en la exponencial (LF-AV, Anexo II.1), se observó que es preferible el uso de una ventana de menor longitud K_A , ya que mejora las estimaciones de amplitud debido a que al reducir el tamaño de la ventana conseguiremos una amplitud con menor variación dentro de la ventana. Estos resultados se corroboran en las simulaciones que combinan frecuencia variable y amplitud constante o variable (HF-AC, HF-AV, Anexo II.1) pero

además se observa que para la estimación de frecuencia, mejoran los resultados con ventanas de mayor longitud K_f , sin excedernos en el tamaño, ya que al trabajar con frecuencia variable, si escogemos un tamaño demasiado grande tendremos demasiada variación frecuencial dentro de la ventana y por tanto empeoraremos la estimación. Por esta razón se decidió usar dos ventanas diferentes, una de mayor tamaño para estimar la frecuencia y posteriormente una menor para la amplitud. En cuanto al parámetro N, se comprobó que a partir de 2048 puntos las mejoras obtenidas eran prácticamente inapreciables, por lo que se escogió dicho valor.

Así pasamos a la simulación y estimación de señales compuestas por suma de 2 exponenciales según el modelo definido en 2.1 en la que vamos a estudiar la influencia del tamaño de ventana con los siguientes parámetros:

Parámetro	Valor
N (Número de puntos para la FFT)	2048
Tamaño de ventana frecuencial (K_f)	Distintos valores comprendidos en el rango [1-56] segundos.
Tamaño ventana de amplitud (K_A)	Distintos valores comprendidos en el rango [1-24] segundos.

Tabla 3.1 Valores de parámetros para el estudio de simulación

Al comprobar distintas combinaciones de ventanas se observó que cuando la señal está compuesto de más de una exponencial, crece la importancia del uso de dos ventanas distintas, ya que el tamaño de la ventana frecuencial no puede ser pequeño ya que cuanto más reducimos la ventana peor resolución frecuencial obtenemos y por tanto empeoramos la estimación, llegando al extremo de no poder separar las frecuencias que queremos estimar.. Vamos a presentar los resultados más significativos referentes a la simulación con frecuencia real y amplitud variable (FR-AV) ya que para el resto de casos las conclusiones son similares y podemos remitirnos a los anexo II.2 para ver los resultados.

Simulación FR-AV					
Sin ruido en la señal HRV (SNR = ∞)					
Estimación directa, sin conocimiento de frecuencia respiratoria					
N = 2048 puntos					
K_f	K_A	$\mu_{ F_{LF} }^n \pm \sigma_{ F_{LF} }^n$ (%)	$\mu_{ A_{LF} }^n \pm \sigma_{ A_{LF} }^n$ (%)	$\mu_{ F_{HF} }^n \pm \sigma_{ F_{HF} }^n$ (%)	$\mu_{ A_{HF} }^n \pm \sigma_{ A_{HF} }^n$ (%)
16	5	2,2011 \pm 1,4152	0,7960 \pm 0,4551	0,5140 \pm 0,3768	0,6980 \pm 0,3309
24	5	0,9697 \pm 0,7226	0,7444 \pm 0,4517	0,2486 \pm 0,1866	0,7025 \pm 0,2866
32	5	0,5924 \pm 0,4425	0,7231 \pm 0,4482	0,2025 \pm 0,1490	0,6572 \pm 0,2490
40	5	0,4563 \pm 0,2696	0,7168 \pm 0,4572	0,2311 \pm 0,1658	0,6658 \pm 0,2562
48	5	0,3906 \pm 0,0000	0,7188 \pm 0,4674	0,2886 \pm 0,2042	0,6603 \pm 0,2545
16	1	2,2011 \pm 1,4152	0,7823 \pm 0,7665	0,5140 \pm 0,3768	0,7196 \pm 0,7544
24	1	0,9697 \pm 0,7226	0,3775 \pm 0,3209	0,2486 \pm 0,1866	0,3570 \pm 0,3077
32	1	0,5924 \pm 0,4425	0,3451 \pm 0,2769	0,2025 \pm 0,1490	0,3150 \pm 0,2497
40	1	0,4563 \pm 0,2696	0,3283 \pm 0,2572	0,2311 \pm 0,1658	0,3195 \pm 0,2343
48	1	0,3906 \pm 0,0000	0,3643 \pm 0,2966	0,2886 \pm 0,2042	0,3663 \pm 0,2673

Tabla 3.2 Media \pm SD para los parámetros estimados sin conocimiento de frecuencia respiratoria en la simulación FR-AV sin ruido

3 Resultados

Para los parámetros $\hat{F}_{LF}(m)$ y $\hat{F}_{HF}(m)$ vemos que obtenemos mejores resultados al aumentar el tamaño de ventana frecuencial hasta cierto valor, siendo menor el valor de ventana a partir del que empeora la estimación para la componente frecuencial de alta frecuencia, debido a su variabilidad. Los mejores resultados de los parámetros de amplitud, coinciden con las mejores estimaciones frecuenciales, reflejando la influencia de $\hat{F}_{LF}(m)$ y $\hat{F}_{HF}(m)$ sobre $\hat{A}_{LF}(m)$ y $\hat{A}_{HF}(m)$. Por otro lado para tamaños pequeños de ventana de amplitud reducimos los errores de estimación de $\hat{A}_{LF}(m)$ y $\hat{A}_{HF}(m)$, por lo que se verifican las conclusiones apuntadas en las anteriores simulaciones.

De los resultados obtenidos podemos establecer que los parámetros óptimos para la estimación son:

Parámetro	Valor
N (Número de puntos para la FFT)	2048
Tamaño de ventana frecuencial (K_f)	40 segundos
Tamaño ventana de amplitud (K_A)	1 segundo

Tabla 3.3 Parámetros óptimos para el estudio de simulación sin ruido

Sin embargo, podemos todavía intentar mejorar estos resultados, haciendo uso de conocimiento de información a priori de la frecuencia respiratoria en la estimación. En este caso, la frecuencia respiratoria se considera conocida y nos permite modificar la definición de la banda de HF. Además, la frecuencia respiratoria simulada, que coincide con la $F_{HF}(n)$ simulada a la que se le ha añadido ruido AWGN de diferentes varianzas, σ_{fr}^2 , para tener en cuenta los posibles errores de estimación en la frecuencia respiratoria, se incluye en la estimación de la frecuencia de la componente HF de la señal HRV como se explica en 2.2.2.

Simulación FR-AV				
Sin ruido en la señal HRV (SNR = ∞)				
Estimación con conocimiento de frecuencia respiratoria				
Ventana para estimación de frecuencia = 40 segundos				
Ventana para estimación de amplitud = 1 segundos				
$\sigma_{fr} (Hz)$	$\mu_{ F_{LF} }^n \pm \sigma_{ F_{LF} }^n$ (%)	$\mu_{ A_{LF} }^n \pm \sigma_{ A_{LF} }^n$ (%)	$\mu_{ F_{HF} }^n \pm \sigma_{ F_{HF} }^n$ (%)	$\mu_{ A_{HF} }^n \pm \sigma_{ A_{HF} }^n$ (%)
0,000	0,4563 \pm 0,2696	0,2271 \pm 0,1414	0,0000 \pm 0,0000	0,1729 \pm 0,1210
0,001	0,4563 \pm 0,2696	0,2281 \pm 0,1431	0,0203 \pm 0,0160	0,1755 \pm 0,1219
0,004	0,4563 \pm 0,2696	0,2398 \pm 0,1661	0,0824 \pm 0,0646	0,1964 \pm 0,1426
0,005	0,4563 \pm 0,2696	0,2480 \pm 0,1718	0,1015 \pm 0,0773	0,2088 \pm 0,1486
0,008	0,4563 \pm 0,2696	0,2814 \pm 0,2067	0,1626 \pm 0,1244	0,2501 \pm 0,1876
0,010	0,4563 \pm 0,2696	0,3063 \pm 0,2269	0,2028 \pm 0,1571	0,2857 \pm 0,2198
0,011	0,4563 \pm 0,2696	0,3177 \pm 0,2499	0,2225 \pm 0,1715	0,3038 \pm 0,2296
0,012	0,4563 \pm 0,2696	0,3315 \pm 0,2561	0,2418 \pm 0,1888	0,3256 \pm 0,2475
0,013	0,4563 \pm 0,2696	0,3451 \pm 0,2669	0,2632 \pm 0,2023	0,3434 \pm 0,2652
0,014	0,4563 \pm 0,2696	0,3698 \pm 0,2934	0,2895 \pm 0,2213	0,3765 \pm 0,2914

Tabla 3.4 Media \pm SD para los parámetros estimados con conocimiento de frecuencia respiratoria en la simulación FR-AV sin ruido en la HRV

Se puede observar que se reducen los errores de estimación de los parámetros hasta valores de desviación de unos 0,012 Hz. Siempre que el error de estimación de la frecuencia respiratoria no supere dicho valor, la inclusión de la frecuencia respiratoria será conveniente.

3.1.1.2 Simulaciones con ruido

Las señales HRV reales, suelen ser señales altamente no estacionarias y ruidosas, por lo que es importante comprobar si los parámetros óptimos de simulación varían al introducir ruido en la señal a estimar.

En la tabla 3.6 se observan los resultados obtenidos para la simulación FR-AV sin conocimiento de frecuencia respiratoria para diferentes niveles de ruido en la señal. Como puede observarse, el aumento de ruido provoca un claro empeoramiento en la estimación de las amplitudes, sin embargo la estimación de frecuencia se mantiene estable. Por otro lado, un tamaño de ventana de amplitud mayor, K_A , provoca que el aumento del error de estimación con el ruido sea mucho menor, es decir, un tamaño mayor de ventana K_A , aunque empeora la estimación de amplitud sin ruido, sobre todo cuando la amplitud es variable, tiene mayor robustez frente al ruido. Con estos resultados es razonable pensar que los parámetros óptimos obtenidos para el caso sin ruido cambiarán cuando trabajemos con señales reales que serán ruidosas (tabla 3.5).

Parámetro	Valor
N (Número de puntos para la FFT)	2048
Tamaño de ventana frecuencial (K_f)	40 segundos
Tamaño ventana de amplitud (K_A)	5 segundos

Tabla 3.5 Parámetros óptimos para el estudio de simulación con ruido

De nuevo, como se observa en la tabla 3.7, la inclusión de frecuencia respiratoria sigue produciendo mejoras en las estimaciones aun cuando su estimación tenga una desviación de 0.012 Hz hasta ciertos niveles de ruido, ya que si el ruido en la señal HRV es muy alto se necesitarían tener estimaciones mejores de la frecuencia respiratoria para realizar una mejor estimación.

En la figura 3.1 mostramos la señal HRV simulada con SNR igual a 15 dB y los parámetros estimados mediante los parámetros óptimos de la tabla 3.7, conocimiento de frecuencia respiratoria y $\sigma_{fr} = 0.012$, así como el espectro correspondiente a una ventana de estimación frecuencial en la que vemos las dos componentes frecuenciales de la señal.

3 Resultados

Simulación FR-AV					
Estimación directa, sin conocimiento de frecuencia respiratoria					
N = 2048 puntos					
		$\mu_{ F_{LF} }^n \pm \sigma_{ F_{LF} }^n$ (%)			
K_f	K_A	SNR = ∞	SNR = 25 dB	SNR = 15 dB	SNR = 5 dB
40	5	0,4563 ± 0,2696	0,4539 ± 0,2650	0,4587 ± 0,2742	0,4678 ± 0,2907
32	5	0,5924 ± 0,4425	0,5908 ± 0,4411	0,5904 ± 0,5346	0,5924 ± 0,4425
56	5	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000
40	1	0,4563 ± 0,2696	0,4539 ± 0,2650	0,4587 ± 0,2742	0,4678 ± 0,2907
32	1	0,5924 ± 0,4425	0,5908 ± 0,4411	0,5904 ± 0,5346	0,5924 ± 0,4425
40	10	0,4563 ± 0,2696	0,4539 ± 0,2650	0,4587 ± 0,2742	0,4678 ± 0,2907
56	10	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000
		$\mu_{ A_{LF} }^n \pm \sigma_{ A_{LF} }^n$ (%)			
K_f	K_A	SNR = ∞	SNR = 25 dB	SNR = 15 dB	SNR = 5 dB
40	5	0,7168 ± 0,4572	0,7398 ± 0,4905	0,8455 ± 0,6618	1,6565 ± 1,0393
32	5	0,7231 ± 0,4482	0,7447 ± 0,4833	0,8452 ± 0,6480	1,6543 ± 1,0272
56	5	0,7341 ± 0,5251	0,7596 ± 0,5481	0,8720 ± 0,7167	1,6904 ± 1,0465
40	1	0,3283 ± 0,2572	0,6956 ± 0,5462	1,8871 ± 1,5160	5,8856 ± 4,7999
32	1	0,3451 ± 0,2769	0,7084 ± 0,5499	1,8859 ± 1,5151	5,8712 ± 4,7834
40	10	1,3983 ± 0,8995	1,4098 ± 0,9072	1,3440 ± 0,9429	1,5600 ± 1,2809
56	10	1,4002 ± 0,8983	1,4109 ± 0,9054	1,3567 ± 0,9367	1,5819 ± 1,2811
		$\mu_{ F_{HF} }^n \pm \sigma_{ F_{HF} }^n$ (%)			
K_f	K_A	SNR = ∞	SNR = 25 dB	SNR = 15 dB	SNR = 5 dB
40	5	0,2311 ± 0,1658	0,2315 ± 0,1656	0,2326 ± 0,1659	0,2341 ± 0,1638
32	5	0,2025 ± 0,1490	0,2023 ± 0,1491	0,2028 ± 0,1491	0,2051 ± 0,1506
56	5	0,3641 ± 0,3072	0,3637 ± 0,3048	0,3667 ± 0,3128	0,3660 ± 0,2942
40	1	0,2311 ± 0,1658	0,2315 ± 0,1656	0,2326 ± 0,1659	0,2341 ± 0,1638
32	1	0,2025 ± 0,1490	0,2023 ± 0,1491	0,2028 ± 0,1491	0,2051 ± 0,1506
40	10	0,2311 ± 0,1658	0,2315 ± 0,1656	0,2326 ± 0,1659	0,2341 ± 0,1638
56	10	0,3641 ± 0,3072	0,3637 ± 0,3048	0,3667 ± 0,3128	0,3660 ± 0,2942
		$\mu_{ A_{HF} }^n \pm \sigma_{ A_{HF} }^n$ (%)			
K_f	K_A	SNR = ∞	SNR = 25 dB	SNR = 15 dB	SNR = 5 dB
40	5	0,6658 ± 0,2562	0,6654 ± 0,3274	0,8108 ± 0,6025	1,7780 ± 1,5033
32	5	0,6572 ± 0,2490	0,6572 ± 0,3204	0,8042 ± 0,5970	1,7627 ± 1,4926
56	5	0,6615 ± 0,2554	0,6572 ± 0,3287	0,8054 ± 0,6086	1,8065 ± 1,5137
40	1	0,3195 ± 0,2343	0,6457 ± 0,5079	1,7359 ± 1,3113	5,4520 ± 4,4247
32	1	0,3150 ± 0,2497	0,6511 ± 0,5121	1,7391 ± 1,3134	5,4281 ± 4,4019
40	10	1,2668 ± 0,5239	1,2680 ± 0,5375	1,3499 ± 0,6851	1,6105 ± 1,2284
56	10	1,2905 ± 0,5283	1,2851 ± 0,5421	1,3684 ± 0,6855	1,6520 ± 1,2302

Tabla 3.6 Media ± SD para los parámetros estimados sin conocimiento de frecuencia respiratoria en la simulación FR-AV con ruido

Simulación FR-AV					
Estimación con conocimiento de frecuencia respiratoria, $\sigma_{fr} = 0.012$ Hz					
N = 2048 puntos					
		$\mu_{ F_{LF} }^n \pm \sigma_{ F_{LF} }^n$ (%)			
K_f	K_A	SNR = ∞	SNR = 25 dB	SNR = 15 dB	SNR = 5 dB
40	5	0,4563 ± 0,2696	0,4587 ± 0,2742	0,4583 ± 0,2734	0,4666 ± 0,2886
32	5	0,5924 ± 0,4425	0,5951 ± 0,4448	0,5928 ± 0,4428	0,5961 ± 0,4480
56	5	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000
40	1	0,4563 ± 0,2696	0,4587 ± 0,2742	0,4583 ± 0,2734	0,4666 ± 0,2886
32	1	0,5924 ± 0,4425	0,5951 ± 0,4448	0,5928 ± 0,4428	0,5961 ± 0,4480
40	10	0,4563 ± 0,2696	0,4587 ± 0,2742	0,4583 ± 0,2734	0,4666 ± 0,2886
56	10	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000	0,3906 ± 0,0000
		$\mu_{ A_{LF} }^n \pm \sigma_{ A_{LF} }^n$ (%)			
K_f	K_A	SNR = ∞	SNR = 25 dB	SNR = 15 dB	SNR = 5 dB
40	5	0,7144 ± 0,4717	0,7502 ± 0,5053	0,8864 ± 0,7013	2,0812 ± 1,7243
32	5	0,7243 ± 0,4776	0,7461 ± 0,4977	0,8847 ± 0,7056	2,0680 ± 1,7245
56	5	0,7227 ± 0,4896	0,7587 ± 0,5065	0,8952 ± 0,7102	2,0958 ± 1,7419
40	1	0,3367 ± 0,2654	0,6908 ± 0,5406	1,9605 ± 1,5231	6,0198 ± 4,8133
32	1	0,3689 ± 0,2910	0,6994 ± 0,5412	1,9613 ± 1,5393	6,0031 ± 4,8016
40	10	1,3987 ± 0,9299	1,4148 ± 0,9316	1,4625 ± 1,0077	2,0180 ± 1,5346
56	10	1,4003 ± 0,9394	1,4253 ± 0,9514	1,4825 ± 1,0292	2,0203 ± 1,5486
		$\mu_{ F_{HF} }^n \pm \sigma_{ F_{HF} }^n$ (%)			
K_f	K_A	SNR = ∞	SNR = 25 dB	SNR = 15 dB	SNR = 5 dB
40	5	0,2437 ± 0,1856	0,2481 ± 0,1897	0,2496 ± 0,1867	0,2437 ± 0,1858
32	5	0,2509 ± 0,1889	0,2409 ± 0,1861	0,2490 ± 0,1881	0,2491 ± 0,1863
56	5	0,2498 ± 0,1912	0,2465 ± 0,1858	0,2505 ± 0,1872	0,2457 ± 0,1882
40	1	0,2439 ± 0,1866	0,2464 ± 0,1906	0,2493 ± 0,1868	0,2414 ± 0,1895
32	1	0,2470 ± 0,1892	0,2487 ± 0,1891	0,2427 ± 0,1873	0,2425 ± 0,1869
40	10	0,2434 ± 0,1885	0,2442 ± 0,1888	0,2453 ± 0,1915	0,2460 ± 0,1914
56	10	0,2417 ± 0,1868	0,2428 ± 0,1901	0,2441 ± 0,1869	0,2380 ± 0,1833
		$\mu_{ A_{HF} }^n \pm \sigma_{ A_{HF} }^n$ (%)			
K_f	K_A	SNR = ∞	SNR = 25 dB	SNR = 15 dB	SNR = 5 dB
40	5	0,6678 ± 0,2566	0,6610 ± 0,3502	0,7086 ± 0,5604	1,8884 ± 1,5672
32	5	0,6601 ± 0,2473	0,6533 ± 0,3440	0,7075 ± 0,5548	1,8674 ± 1,5806
56	5	0,6683 ± 0,2541	0,6648 ± 0,3480	0,7159 ± 0,5639	1,9080 ± 1,5826
40	1	0,3222 ± 0,2480	0,6390 ± 0,5012	1,8094 ± 1,4376	5,4987 ± 4,3223
32	1	0,3448 ± 0,2642	0,6416 ± 0,5036	1,8223 ± 1,4339	5,4764 ± 4,3155
40	10	1,2641 ± 0,5207	1,2612 ± 0,5513	1,1972 ± 0,6554	1,7208 ± 1,4588
56	10	1,2771 ± 0,5264	1,2663 ± 0,5537	1,2011 ± 0,6558	1,7314 ± 1,4879

Tabla 3.7 Media \pm SD para los parámetros estimados con conocimiento de frecuencia respiratoria en la simulación FR-AV con ruido

3 Resultados

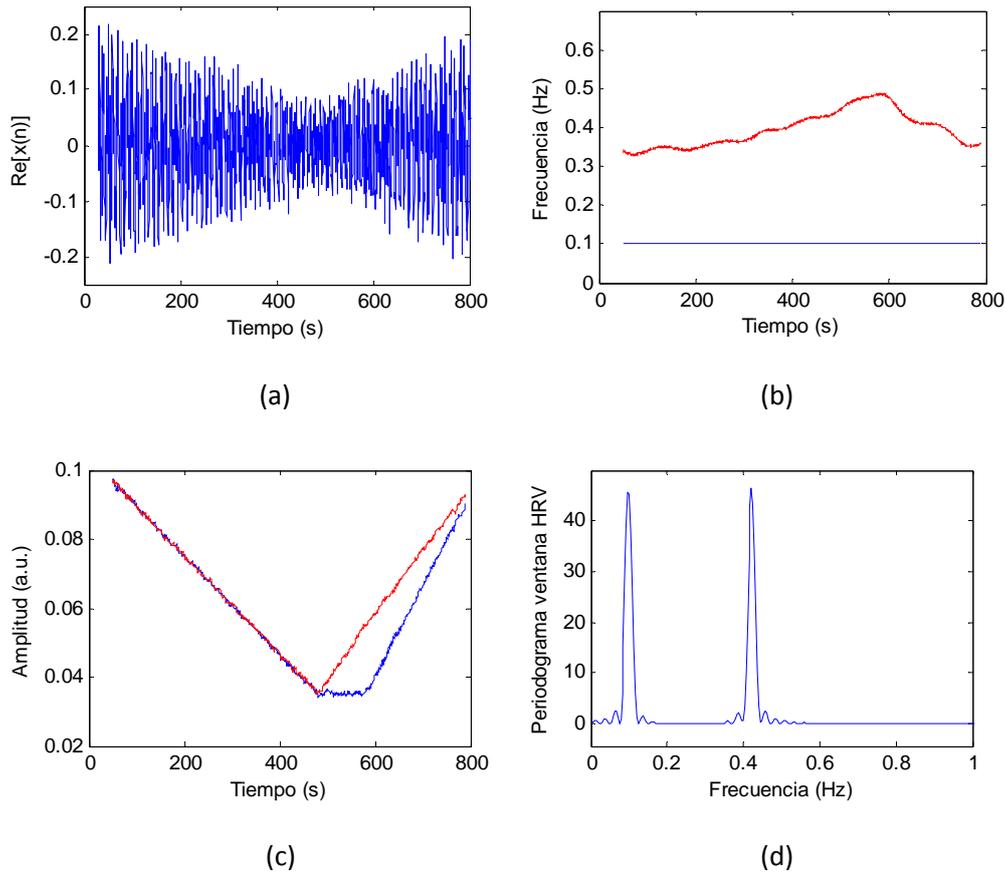


Figura 3.1 (a) Señal HRV simulada con SNR igual a 15 dB, $\text{Re}\{x(m)\}$, (b) $\hat{F}_{LF}(m)$ (en azul) y $\hat{F}_{HF}(m)$ (en rojo), (c) $\hat{A}_{LF}(m)$ (en azul) y $\hat{A}_{HF}(m)$ (en rojo), estimadas con los parámetros óptimos de simulación y sin conocimiento de frecuencia respiratoria, y (d) espectro correspondiente a una ventana de estimación frecuencial de 40 segundos

3.1.2 Simulación estocástica

El estudio de ventanas para esta simulación comenzó por la estimación de la señal HRV simulada mediante los parámetros óptimos obtenidos en la simulación determinista, obteniéndose errores de estimación muy altos. Al observar los espectros de las ventanas de estimación utilizadas se observó que así como en la simulación determinista el número de componentes que estimamos es siempre 2, como puede apreciarse en la figura 3.1 (d), debido al carácter estocástico de esta simulación, el número de componentes que aparecen en cada ventana de estimación varía y en la mayoría de los casos es superior a dos, como puede observarse en la figura 3.2 (d). Por tanto ahora no será ventajoso el uso de tamaños de ventana distintos, debido a que el número de componentes frecuenciales que tendríamos en una ventana y otra variará de manera que la estimación de amplitud, y por tanto de potencia, empeorará.

Por tanto se realizó un estudio de ventanas utilizando un mismo tamaño para la de estimación frecuencial y de amplitud, obteniendo los resultados óptimos para estimación sin conocimiento de frecuencia respiratoria que se muestran en la tabla 3.8.

Simulación estocástica			
Estimación directa, sin conocimiento de frecuencia respiratoria			
Tamaño de ventana óptima $K_f = K_A = 60$ segundos			
N = 2048 puntos			
$\mu_{ F_{LF} }^n \pm \sigma_{ F_{LF} }^n$ (%)	$\mu_{ P_{LF} }^n \pm \sigma_{ P_{LF} }^n$ (%)	$\mu_{ F_{HF} }^n \pm \sigma_{ F_{HF} }^n$ (%)	$\mu_{ P_{HF} }^n \pm \sigma_{ P_{HF} }^n$ (%)
0,9429 \pm 0,6520	22,1338 \pm 4,4247	19,3959 \pm 15,9662	36,3847 \pm 19,6008

Tabla 3.8 Media \pm SD para los parámetros óptimos estimados sin conocimiento de frecuencia respiratoria en la simulación estocástica

Como vemos la estimación óptima se obtiene ahora con un tamaño de ventana mayor que para la estimación determinista. Esto es debido a que al aparecer varios picos frecuenciales de amplitud considerable en cada banda, necesitamos una mayor resolución frecuencial para que podamos cumplir la aproximación mostrada en (2.11) y (2.12). Pero como se observó en el estudio de simulación, un aumento en el tamaño de ventana hace que disminuya la estacionariedad dentro de la misma, de forma que al tener una señal muy variante, el estimador no es capaz de estimar de forma correcta la potencia de la señal, ni la frecuencia correspondiente a la componente HF, que son los parámetros variables de la señal HRV, mientras que la estimación de la frecuencia de la componente LF sí que obtiene buenos resultados, debido a que es el parámetro constante en la simulación.

Por otro lado la inclusión de la frecuencia respiratoria mejorará en gran medida los resultados obtenidos en la estimación de la frecuencia de HF, como se observa en la tabla 3.9. Esto se debe a que estamos reduciendo la banda de HF y obviaremos los picos que no sean debidos a factores no fisiológicos. Sin embargo no se obtienen mejoras en la estimación de la potencia, ya que seguimos teniendo el problema de resolución frecuencial.

Simulación estocástica			
Estimación directa, con conocimiento de frecuencia respiratoria			
Tamaño de ventana óptima $K = 60$ segundos			
N = 2048 puntos			
$\mu_{ F_{LF} }^n \pm \sigma_{ F_{LF} }^n$ (%)	$\mu_{ P_{LF} }^n \pm \sigma_{ P_{LF} }^n$ (%)	$\mu_{ F_{HF} }^n \pm \sigma_{ F_{HF} }^n$ (%)	$\mu_{ P_{HF} }^n \pm \sigma_{ P_{HF} }^n$ (%)
0,9429 \pm 0,6520	21,7055 \pm 4,4037	1,4099 \pm 1,2654	47,9513 \pm 14,3031

Tabla 3.9 Media \pm SD para los parámetros óptimos estimados con conocimiento de frecuencia respiratoria en la simulación estocástica

En la figura 3.2 se puede observar que aunque hemos obtenido errores normalizados muy altos para la estimación de las potencias, las estimaciones tienden a seguir las variaciones de las potencias reales aunque los valores estimados no son buenos, estimamos con sesgo, debido a que, como se observa en la figura 3.3, en los espectros de las ventanas de estimación se ven picos frecuenciales solapados, lo cual hace que las estimaciones en amplitud sean malas ya que no se cumplirá la aproximación (2.11). Por otro lado el aumento del error en la potencia de HF se debe a que no estamos teniendo en cuenta componentes que se encuentran en frecuencias fuera de la banda frecuencial definida por la frecuencia respiratoria, y al no tener en cuenta esa potencia obtenemos valores de potencia menores que hacen que el error normalizado aumenten.

3 Resultados

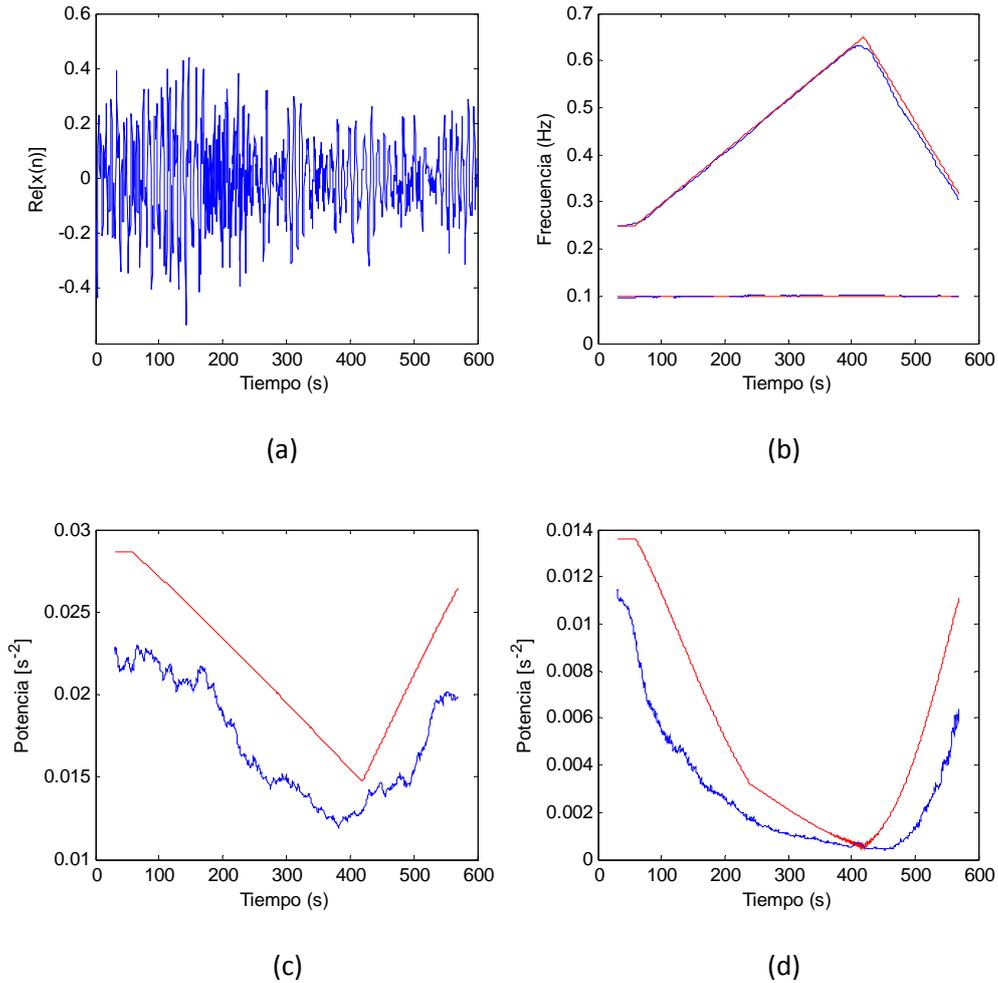


Figura 3.2 (a) Señal HRV simulada, $\text{Re}\{x(m)\}$, (b) $\hat{F}_{LF}(m)$ (línea discontinua azul) y $\hat{F}_{HF}(m)$ (línea continua azul) frente a sus referencias (en rojo), (c) $\hat{P}_{LF}(m)$ (en azul) frente a su referencia (en rojo) y (d) $\hat{P}_{HF}(m)$ (en azul) frente a su referencia (en rojo), estimadas con los parámetros óptimos de simulación y con conocimiento de frecuencia respiratoria

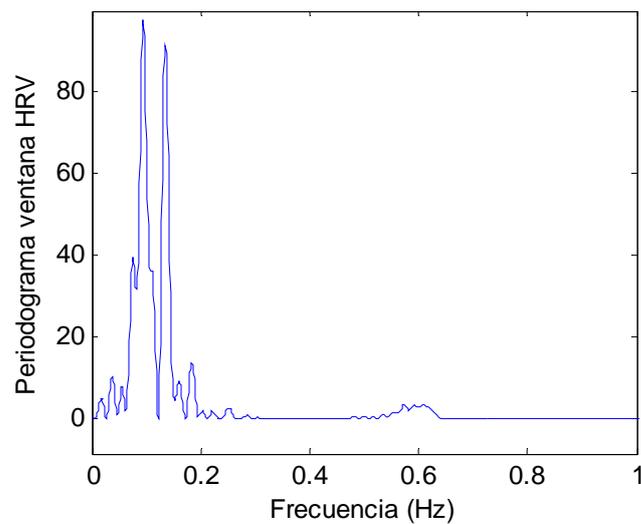


Figura 3.3 Espectro correspondiente a una ventana de estimación frecuencial de 60 segundos de una señal HRV durante prueba de esfuerzo obtenida mediante el simulador estocástico

3.2 Base de datos de prueba de esfuerzo

Vamos a aplicar los métodos evaluados en simulación para estimar señales HRV durante prueba de esfuerzo sobre los voluntarios de la base de datos descrita en la sección 2.4. Se van a aplicar dos métodos distintos:

- El primer método no presenta ninguna información a priori sobre la frecuencia respiratoria.
- El segundo método introduce el conocimiento de la frecuencia respiratoria, utilizando dicha frecuencia para reducir la banda de búsqueda para la componente frecuencial de HF y además aplicar el conocimiento de dicha componente para mejorar la estimación, según lo explicado en la sección 2.2.2.

Los métodos se aplicarán con los parámetros óptimos obtenidos tanto en el estudio de simulación determinista como estocástica.

Parámetro	Valores óptimos simulación determinista	Valores óptimos simulación estocástica
N (Número de puntos para la FFT)	2048	2048
Tamaño de ventana frecuencial K_f	40 segundos	60 segundos
Tamaño ventana de amplitud K_A	5 segundos	60 segundos

Tabla 3.10 Valores de parámetro para la base de datos

Las señales $\hat{d}_{HR}(n)$ y $\hat{d}_{HRV}(n)$ se muestran en las figuras 3.4(a) y 3.4(b), respectivamente, para un voluntario de la base de datos. La naturaleza no estacionaria de la señal $\hat{d}_{HR}(n)$ puede apreciarse no solo en su tendencia, que crece aproximadamente de forma lineal hasta el pico de esfuerzo y decrece de forma abrupta durante la recuperación, sino también en la señal $\hat{d}_{HRV}(n)$ con su progresiva disminución hasta el pico de estrés y su abrupto crecimiento durante la recuperación.

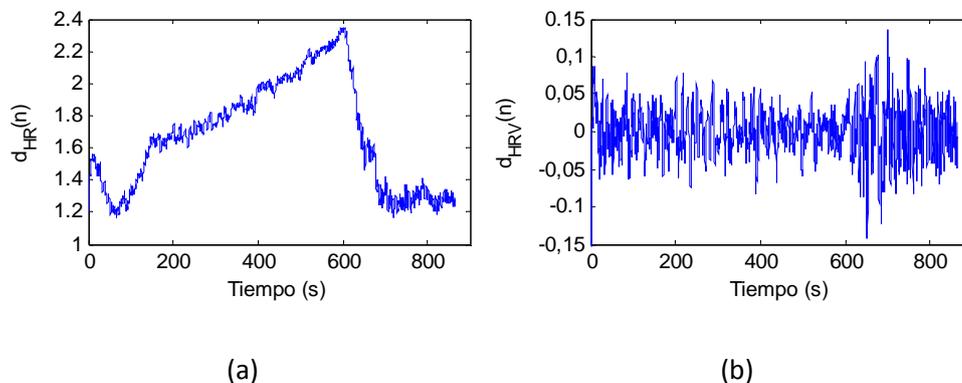


Figura 3.4 (a) Señal de ritmo cardiaco instantáneo $\hat{d}_{HR}(n)$, (b) señal HRV $\hat{d}_{HRV}(n)$ pertenecientes a un voluntario de la base de datos.

3 Resultados

En las figuras 3.5 y 3.6 se muestran las gráficas correspondientes a $\hat{F}_{LF}(m)$, $\hat{F}_{HF}(m)$, $\hat{P}_{LF}(m)$, $\hat{P}_{HF}(m)$ obtenidos mediante las estimaciones sin conocimiento de frecuencia respiratoria y con conocimiento de la misma para los parámetros de la tabla 3.10.

A la vista de las figuras 3.5 y 3.6, así como del espectro correspondiente a una ventana de estimación de 45 segundos de una señal de HRV de un voluntario de la base de datos, que se muestra en la figura 3.7, se puede concluir que es preferible el uso de la combinación de ventanas óptimas elegidas en el estudio de simulación determinista con ruido, ya que, aunque aparecen más de una componente frecuencial en cada banda, a diferencia de la simulación determinista, siempre hay una componente principal que presenta un nivel de potencia superior al resto en cada banda (en el caso de la figura las de alrededor de las frecuencias 0.08 y 0.35 Hz), a diferencia de la simulación estocástica, por lo que las componentes de niveles de potencia bajos no serán detectadas y con ventanas de tamaño no muy grande tendremos una resolución suficiente como para cumplir las aproximaciones de nuestro estimador. Como se puede observar en la figura 3.6, el uso de una ventana de estimación demasiado grande provoca errores en la estimación de amplitud debido a que las variaciones de amplitud que tendremos dentro de la ventana serán muy grandes.

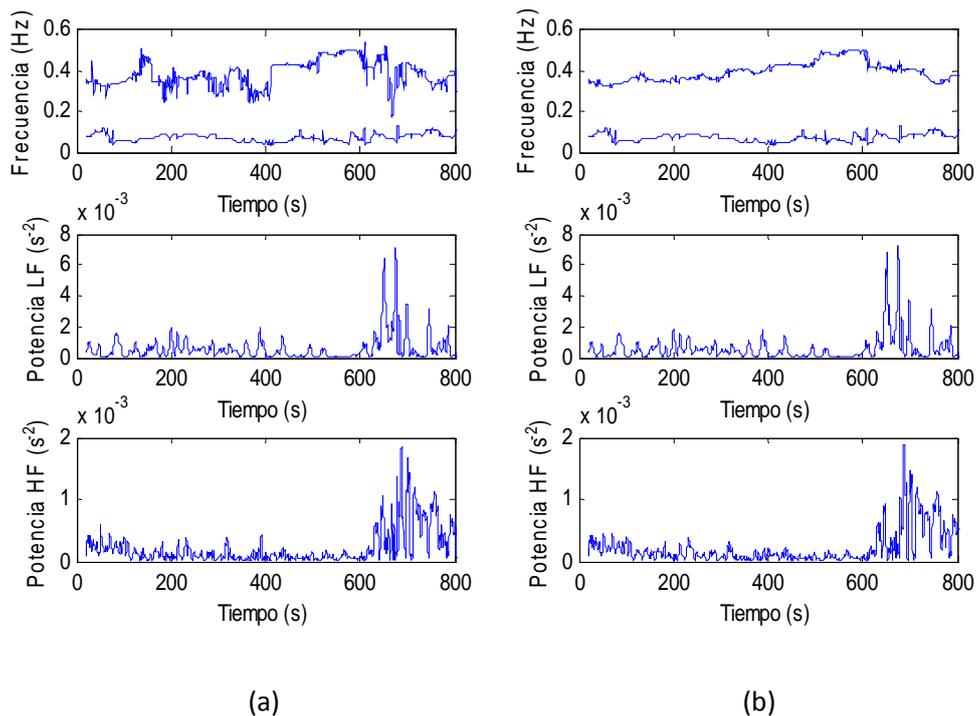


Figura 3.5 Estimaciones de $\hat{F}_{LF}(m)$, $\hat{F}_{HF}(m)$, $\hat{P}_{LF}(m)$ y $\hat{P}_{HF}(m)$ (a) sin información de frecuencia respiratoria y (b) con información a priori de frecuencia respiratoria, con ventana frecuencial de 40 segundos y ventana de amplitud de 5 segundos.

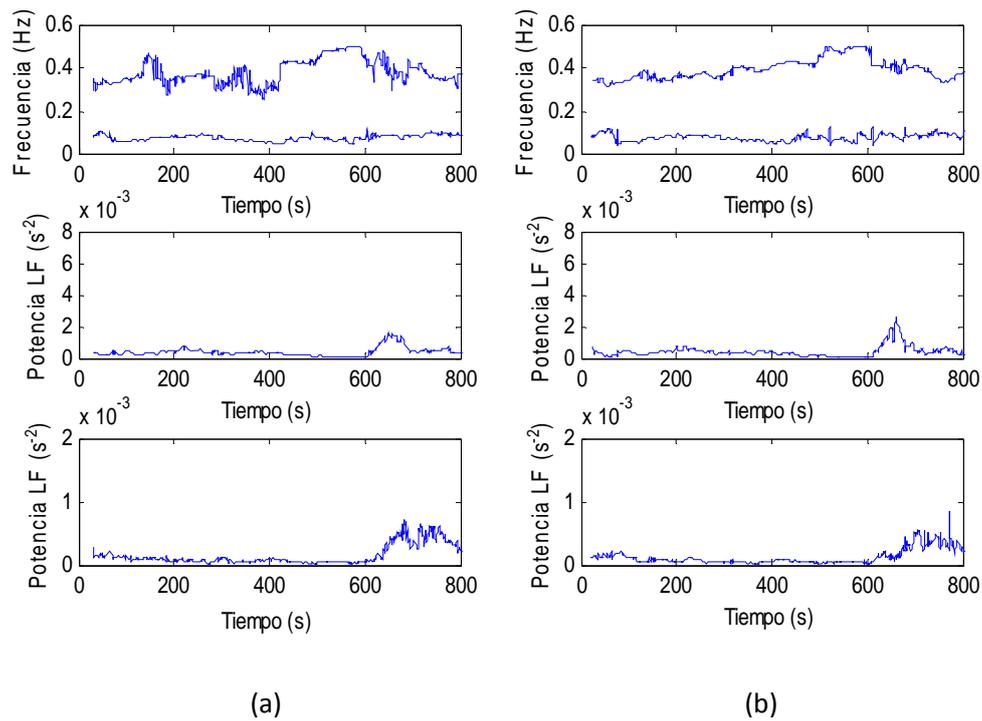


Figura 3.6 Estimaciones de $\hat{F}_{LF}(m)$, $\hat{F}_{HF}(m)$, $\hat{P}_{LF}(m)$ y $\hat{P}_{HF}(m)$ (a) sin información de frecuencia respiratoria y (b) con información a priori de frecuencia respiratoria, con ventana frecuencia y de amplitud de 60 segundos.

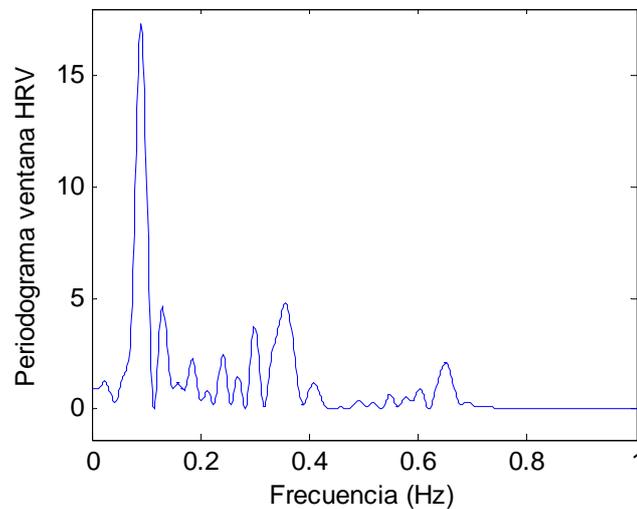


Figura 3.7 Espectro correspondiente a una ventana de estimación frecuencial de 45 segundos para una señal HRV de un voluntario de la base de datos

Como puede verse en las figuras 3.5 (b) y 3.6 (b) la inclusión de frecuencia respiratoria reduce la variabilidad que se observa en las estimaciones directas de $\hat{F}_{HF}(m)$. Esta frecuencia crece desde el comienzo hasta el pico de esfuerzo y decrece durante la recuperación. Para el parámetro $\hat{F}_{LF}(m)$, se observa que la estimación es similar para todos los casos. Para el parámetro $\hat{P}_{LF}(m)$ se observa un nivel bajo al comienzo del ejercicio que se mantiene hasta unos segundos antes del pico de esfuerzo, momento en el que la potencia de la componente LF decrece hasta prácticamente suprimirse. Durante la recuperación se observa un fuerte

3 Resultados

crecimiento de $\widehat{P}_{LF}(m)$ seguido de un descenso progresivo hasta valores similares a los del comienzo del ejercicio. El comportamiento de $\widehat{P}_{HF}(m)$ es similar, salvo que en las cercanías del pico de estrés no llega a suprimirse, además de observarse valores menores de potencia que en la componente LF, lo cual está en acuerdo con la dominancia del sistema simpático sobre el parasimpático durante ejercicio.

Las figuras 3.8 y 3.9 muestran la media \pm SD de los parámetros $\bar{F}_{LF}(n_x)$, $\bar{F}_{HF}(n_x)$, $\bar{P}_{LF}(n_x)$ y $\bar{P}_{HF}(n_x)$, (definidos en la sección 2.4.3) para los 14 voluntarios de la base de datos, para las dos combinaciones de parámetros de la tabla 3.10 con inclusión de la frecuencia respiratoria.

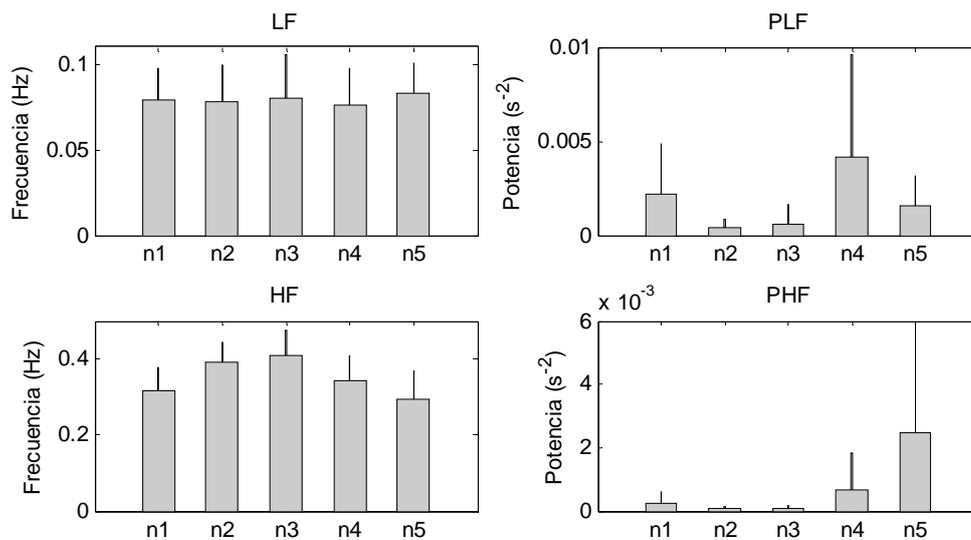


Figura 3.8 Media \pm SD de los parámetros $\bar{F}_{LF}(n_x)$, $\bar{F}_{HF}(n_x)$, $\bar{P}_{LF}(n_x)$ y $\bar{P}_{HF}(n_x)$ en diferentes instantes de tiempo para los 14 voluntarios de la base de datos y los parámetros óptimos del estudio de simulación determinístico

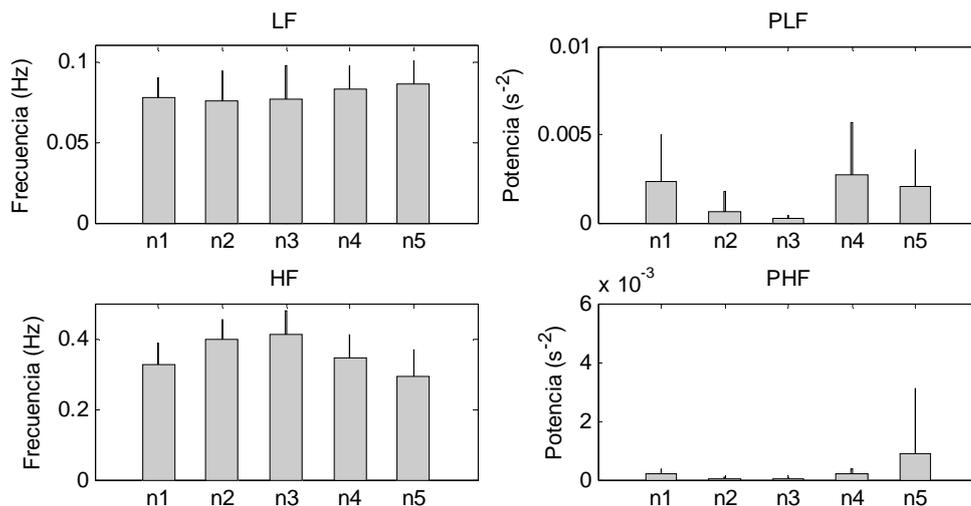


Figura 3.9 Media \pm SD de los parámetros $\bar{F}_{LF}(n_x)$, $\bar{F}_{HF}(n_x)$, $\bar{P}_{LF}(n_x)$ y $\bar{P}_{HF}(n_x)$ en diferentes instantes de tiempo para los 14 voluntarios de la base de datos y los parámetros óptimos del estudio de simulación estocástico

Las figuras 3.8 y 3.9 muestran como las características descritas para la señal HRV de las gráficas 3.5 y 3.6 se pueden extender a los 14 voluntarios de nuestra base de datos. Sin embargo se observa gran variabilidad en los sujetos sobre todo en los parámetros $\bar{P}_{LF}(n_x)$ y $\bar{P}_{HF}(n_x)$, especialmente en los instantes n_4 y n_5 respectivamente, que refleja la gran variabilidad existente en las señales HRV, especialmente durante la recuperación. También se puede observar lo ya visto en las figuras 3.5 y 3.6 respecto a los niveles de potencia que, si bien son inferiores con los parámetros óptimos para el estudio de simulación estocástica, siguen las mismas tendencias.

Para comprobar la hipótesis de que la diferencia entre los parámetros de la HRV en diferentes instantes de tiempo tienen mediana nula, se aplica la prueba de suma de rangos Wilcoxon a las 10 comparaciones posibles de los 5 instantes de tiempo de cada parámetro ($\bar{F}_{LF}(n_x)$, $\bar{F}_{HF}(n_x)$, $\bar{P}_{LF}(n_x)$ y $\bar{P}_{HF}(n_x)$), según lo explicado en la sección 2.4.3. El nivel significativo (p-valor) para el cual la hipótesis nula puede ser rechazada se muestra en la tabla 3.11 para los parámetros óptimos del estudio de simulación determinista y en la tabla 3.12 para los parámetros óptimos del estudio de simulación estocástico, para $p < 0,05$. Los resultados para $\hat{F}_{LF}(n)$ no se muestran ya que no se obtienen valores significativos.

$\bar{F}_{HF}(n_x)$				
	n_2	n_3	n_4	n_5
n_1	0,0023	0,0017	0,1531	0,1726
n_2	-	0,1531	0,0203	0,0012
n_3	-	-	0,0067	0,0017
n_4	-	-	-	0,0040

$\bar{P}_{LF}(n_x)$				
	n_2	n_3	n_4	n_5
n_1	0,0107	0,0785	0,2412	0,7609
n_2	-	0,2676	0,0012	0,0023
n_3	-	-	0,0040	0,0085
n_4	-	-	-	0,0295

$\bar{P}_{HF}(n_x)$				
	n_2	n_3	n_4	n_5
n_1	0,0906	0,1726	0,2958	0,0785
n_2	-	0,3910	0,0134	0,0003
n_3	-	-	0,0166	0,0052
n_4	-	-	-	0,4263

Tabla 3.11 Resultados de la prueba de suma de rangos Wilcoxon para los índices obtenidos de la estimación con parámetros óptimos de la simulación determinista (tabla 3.10).

3 Resultados

$$\bar{F}_{HF}(n_x)$$

	n_2	n_3	n_4	n_5
n_1	0,0031	0,0052	0,1726	0,1726
n_2	-	0,5416	0,0203	0,0023
n_3	-	-	0,0085	0,0017
n_4	-	-	-	0,0134

$$\bar{P}_{LF}(n_x)$$

	n_2	n_3	n_4	n_5
n_1	0,0040	0,0295	0,9032	0,5016
n_2	-	0,4263	0,0134	0,0203
n_3	-	-	0,0067	0,0166
n_4	-	-	-	0,0419

$$\bar{P}_{HF}(n_x)$$

	n_2	n_3	n_4	n_5
n_1	0,0134	0,0353	0,9515	0,0580
n_2	-	0,8077	0,0023	0,0001
n_3	-	-	0,0052	0,0009
n_4	-	-	-	0,3910

Tabla 3.12 Resultados de la prueba de suma de rangos Wilcoxon para los índices obtenidos de la estimación con parámetros óptimos de la simulación estocástica (tabla 3.10).

4 Discusión

El hecho de que la señal HRV durante prueba de esfuerzo presente carácter no estacionario hace que para su análisis sea necesario el uso de métodos específicos de análisis tiempo frecuencia como, por ejemplo, los basados en la distribución de Wigner-Ville, a la cual se le aplica un filtrado tanto en tiempo como en frecuencia para eliminar los términos cruzados que presenta, los basados en análisis autorregresivos variantes en el tiempo, eficaces en la estimación frecuencial pero no en la estimación de potencia, o los basados en la transformada Wavelet [25]. En este proyecto fin de carrera se ha propuesto el análisis de la HRV durante prueba de esfuerzo mediante un método alternativo desarrollado para señales estacionarias que será aplicado en ventanas de corta duración, cuya longitud óptima será necesario estimar y dependerá de las características de la señal a analizar. El método propuesto se basa en la estimación de máxima verosimilitud de la frecuencia y amplitud de las componentes LF y HF de la HRV durante prueba de esfuerzo, asumiendo que dicha señal se puede modelar como suma de dos componentes cuyas frecuencias y amplitudes pueden variar en el tiempo. La simplicidad del estimador hace que se reduzca altamente la complejidad computacional frente a otros métodos, como los basados en la WVD; además, el carácter paramétrico del mismo hace que podamos introducir en el modelo información a priori como el conocimiento de la frecuencia respiratoria.

La evaluación del método se realizó tanto en una simulación determinista, adaptada al modelo asumido para la HRV durante prueba de esfuerzo, como en una simulación estocástica ya que, si bien el tipo de simulación determinista se ha usado en múltiples estudios [25, 26, 37, 38], la naturaleza de las señales HRV reales no es ni puramente determinista ni estocástica.

En el estudio de simulación determinista se simularon desde señales con una única componente sinusoidal tanto con frecuencia y amplitud constante (LF-AC) como con frecuencia y amplitud variable (HF-AV), hasta señales más próximas a las señales de HRV de prueba de esfuerzo reales, con dos componentes de amplitudes variables y variaciones de frecuencia no lineales (FR-AV). Los resultados del estudio de simulación determinista mostraron que los errores de estimación de amplitud son dependientes de los errores de estimación de frecuencia, obteniendo mejores resultados en la estimación de amplitud, en ausencia de ruido, para menores longitudes de ventana, debido a que el error introducido en la estimación de frecuencia se acumula muestra a muestra. Sin embargo, no se puede reducir excesivamente la ventana ya que cuanto menor es su tamaño menor resolución frecuencial se obtiene, lo cual repercute en un empeoramiento de la estimación frecuencial, apreciándose mejor dicho efecto cuando utilizamos señales con dos componentes frecuenciales. Por otro lado, cuando las amplitudes son variables, el uso de tamaños grandes de ventana hace que tengamos gran variabilidad dentro de la misma y, por tanto, peor estimación de amplitud. De ahí que se optara por elegir dos tamaños distintos de ventana, uno mayor para la estimación de frecuencia para mejorar la resolución frecuencial, y otro menor para la estimación de amplitud para aumentar la estacionariedad de la misma dentro de la ventana. Se realizaron pruebas con diferentes tamaños de ventana frecuencial $K_f=(8,16,24,32,40,48,56)$ segundos,

4 Discusión

ventana de amplitud $K_A=(1,5,10)$ y valor de N , obteniéndose como parámetros óptimos para simulaciones sin ruido los mostrados en la tabla 3.3.

La inclusión de ruido en la señal HRV muestra que la estimación frecuencial se ve poco afectada por el ruido, mientras que la estimación de amplitud es más robusta si utilizamos tamaños de ventana mayores. Se realizaron pruebas con diferentes valores de $SNR=(\infty, 25, 15$ y 5 dB), que cubren los valores de SNR esperables en señales HRV de prueba de esfuerzo, obteniéndose como parámetros óptimos los mostrados en la tabla 3.5.

La inclusión de información a priori de frecuencia respiratoria muestra una mejora en los errores de estimación siempre y cuando la frecuencia respiratoria haya sido estimada con un error menor a 0.012 Hz. En este proyecto hemos usado la frecuencia respiratoria extraída mediante análisis espectral de la señal respiratoria, sin embargo, si no se dispone de un registro de señal respiratoria simultáneo podemos extraerla a partir del ECG de prueba de esfuerzo mediante un método robusto desarrollado en [32]. Dicho método se basa en el método EDR (ECG-derived respiration o respiración derivada de ECG) del alineamiento espacio-temporal de sucesivos complejos QRS vectorcardiográficos, adaptado a las características especiales de la señal ECG de prueba de esfuerzo. El error de estimación obtenido por el método propuesto en [32] para la estimación de la frecuencia respiratoria a partir del ECG de prueba de esfuerzo es 0.002 ± 0.001 Hz, con lo que el método resulta adecuado a nuestro caso ya que la desviación típica del error es menor que la desviación que nuestro método permite. Los errores de estimación obtenidos mediante estos parámetros óptimos muestran que el estimador funciona de forma eficiente incluso para valores considerables de ruido, obteniéndose para una $SNR=15$ dB unos errores de estimación con conocimiento de frecuencia respiratoria de $\mu_{|F_{LF}|}^n \pm \sigma_{|F_{LF}|}^n = 0,4583\% \pm 0,2734\%$, $\mu_{|A_{LF}|}^n \pm \sigma_{|A_{LF}|}^n = 0,8864\% \pm 0,7013\%$, $\mu_{|F_{HF}|}^n \pm \sigma_{|F_{HF}|}^n = 0,2496\% \pm 0,1867\%$ y $\mu_{|A_{HF}|}^n \pm \sigma_{|A_{HF}|}^n = 0,7086\% \pm 0,5604\%$, siendo estos errores de estimación inferiores a aquellos obtenidos mediante el método propuesto en [25], basado en la descomposición paramétrica de la SPWVD, que asume el mismo modelo para la HRV de prueba de esfuerzo que el usado en este proyecto y que obtiene, por ejemplo, errores de estimación en la amplitud de la componente HF de $\mu_{|A_{HF}|}^n \pm \sigma_{|A_{HF}|}^n = 2,4 \pm 1,7$.

Para la simulación estocástica se eligió un modelo ARMA cuyos coeficientes varían en el tiempo, propuesto en [39]. Se observó que los espectros de las ventanas de estimación sobre las señales simuladas presentan varios picos solapados de amplitud similar tanto en la banda LF como HF, como puede verse en la figura 3.3, lo cual viola la asunción del método de componentes frecuenciales suficientemente separadas. En este caso, es preferible el uso de un tamaño de ventana mayor que nos permita tener una resolución frecuencial mejor, que permita evitar en la medida de lo posible el solapamiento de picos frecuenciales. Esto es posible hasta cierto punto ya que un aumento excesivo de la ventana provoca que la estimación de amplitud empeore debido al aumento de variabilidad de la amplitud en la ventana. Por otra parte, debido a las características de las señales estocásticas simuladas, no se puede utilizar un tamaño de ventana diferente, pues tanto el número como la localización de los picos frecuenciales de amplitud considerable cambian al variar el tamaño de ventana. Así y tras probar distintos valores de ventanas los resultados óptimos con inclusión de frecuencia respiratoria obtenidos son los mostrados en la tabla 3.9. Para la estimación

frecuencial se obtienen errores en torno al 1%, sin embargo, la estimación de potencia empeora mucho obteniendo errores entre el 20 y el 50 %. Esto es debido a que la estimación se realiza con un cierto sesgo, como se puede apreciar en la figura 3.2, en la cual se ve como las potencias estimadas tienden a seguir las variaciones de las potencias de referencia pero con un sesgo en el valor de la estimación. Esto es debido a que el estimador no es capaz de estimar con precisión las distintas componentes frecuenciales de la señal debido a los límites de resolución frecuencial que presentan las ventanas óptimas, lo cual se traduce en un error en la estimación de las potencias de las componentes de la señal. En este caso los resultados obtenidos con un estimador basado en la SPWVD son mucho mejores, con errores de estimación de potencia en torno al 2 % [39].

Posteriormente se aplicó el estimador diseñado sobre la base de datos formada por 14 voluntarios, utilizada en [25] con el fin de comparar los resultados obtenidos sobre señales reales. Los tamaños de ventana elegidos para la estimación fueron los tamaños óptimos extraídos de cada uno de los estudios de simulación (determinista y estocástica). Como podemos ver en las figuras 3.5 y 3.6 las estimaciones frecuenciales obtenidas para las dos combinaciones de parámetros son similares, sin embargo la potencia estimada con los parámetros óptimos de la simulación estocástica es menor que la estimada con los parámetros de la simulación óptima determinista, corroborando los resultados de los estudios de simulación. A la vista del espectro de una ventana de estimación de una señal de HRV de la base de datos, se puede concluir que, si bien aparecen varios picos frecuenciales en cada banda, siempre existe una componente que presenta una potencia considerablemente superior a las demás en cada banda, a semejanza de la simulación determinista. Si comparamos las estimaciones de potencia de las componentes LF y HF con las que se obtuvieron en [25], vemos que las estimaciones obtenidas mediante los parámetros de la simulación determinista se asemejan más a la forma y valores que las obtenidas con los parámetros de la simulación estocástica.

Del análisis de la base de datos de prueba de esfuerzo se puede observar que la frecuencia de LF presenta cierta variabilidad pero se mantiene siempre alrededor de un valor aproximadamente constante, mientras que la frecuencia HF crece desde el comienzo hasta el pico de estrés y decrece durante la recuperación. Además existe una reducción progresiva de la potencia de LF conforme aumenta el nivel de esfuerzo, coincidiendo con un aumento de la actividad simpática, llegando prácticamente a desaparecer cuando llegamos al pico de esfuerzo, lo cual coincide con lo publicado en la bibliografía [30, 31, 42]. En la fase de recuperación existe un crecimiento abrupto de la potencia de LF que puede ser debido a la actividad simpática o a un rápido descenso en HR, que cae en la banda de LF. La potencia de HF también se reduce al comienzo del ejercicio, lo que puede reflejar el descenso de la actividad parasimpática [30, 31, 40], que permite el crecimiento del HR para satisfacer el aumento de la demanda metabólica. Finalmente, la potencia de HF crece en la fase de recuperación cuando la actividad parasimpática se restablece.

Por último, se realizó un estudio estadístico mediante la prueba de suma de rangos Wilcoxon sobre los voluntarios de la base de datos, con el fin de evaluar la hipótesis de que la

4 Discusión

diferencia entre los parámetros de la HRV en diferentes instantes de tiempo de la prueba de esfuerzo tiene mediana nula. Como se puede observar en las tablas 3.11 y 3.12, las diferencias para las cuales se obtiene un valor-p significativo que nos hace rechazar la hipótesis de mediana nula con la estimación realizada con los parámetros óptimos del estudio de simulación determinista son comunes a las que aparecen para la estimación realizada con los parámetros óptimos de la simulación estocástica. Sin embargo para la estimación realizada con los parámetros óptimos de la simulación estocástica aparecen 2 diferencias significativas más, una en la potencia de LF entre los instantes de tiempo n_1 y n_3 , y otra para la potencia de HF en los mismos instantes de tiempo. La aparición de estos dos nuevos valores significativos puede deberse a la reducción en la variabilidad de las estimaciones debido a un mayor filtrado temporal. Además los valores significativos obtenidos con la estimación con los parámetros óptimos de la simulación determinista coinciden en su mayoría con los obtenidos en [25].

5 Conclusiones

En el presente proyecto se ha propuesto un método para el análisis de la señal HRV durante prueba de esfuerzo basado en la estimación de máxima verosimilitud de la frecuencia y potencia de sus componentes principales. El método asume un modelo para la HRV durante prueba de esfuerzo y es aplicado en ventanas de corta duración en las que se asume la estacionariedad de la señal y cuya longitud óptima es preciso estimar. La evaluación del método propuesto sobre un estudio de simulación determinista muestra que si la señal a estimar presenta unas componentes principales bien diferenciadas en frecuencia en cada una de las ventanas de estimación resulta ventajoso el uso de dos ventanas de estimación de diferente tamaño. Una de mayor tamaño (K_f) para la estimación de la frecuencia de cada componente, que nos proporcione mayor resolución frecuencial, y una ventana (K_A) de menor tamaño para la estimación de la amplitud, que disminuya la variabilidad de la amplitud de la señal en la ventana de estimación. Para unas longitudes de ventana de $K_f = 40$ segundos y $K_A = 5$ segundos, se han obtenido unos errores de estimación en la simulación determinista de $\mu_{|F_{LF}|}^n \pm \sigma_{|F_{LF}|}^n = 0,4583\% \pm 0,2734\%$, $\mu_{|A_{LF}|}^n \pm \sigma_{|A_{LF}|}^n = 0,8864\% \pm 0,7013\%$, $\mu_{|F_{HF}|}^n \pm \sigma_{|F_{HF}|}^n = 0,2496\% \pm 0,1867\%$ y $\mu_{|A_{HF}|}^n \pm \sigma_{|A_{HF}|}^n = 0,7086\% \pm 0,5604\%$, para una SNR = 15 dB mejorando las estimaciones obtenidas mediante otros estimadores [25].

La aplicación del método a un estudio de simulación estocástico muestra que cuando las componentes principales de la señal no están suficientemente diferenciadas en frecuencia, no es posible el uso de ventanas de distinto tamaño para la estimación de frecuencias y amplitudes, lo que repercute en una estimación de amplitud con un sesgo negativo, si bien el estimador es capaz de seguir las variaciones de la misma.

Para ambas simulaciones la inclusión de información sobre frecuencia respiratoria ofrece mejores resultados que la estimación directa de todos los parámetros, siempre que ésta haya sido estimada con suficiente precisión.

El método ha sido aplicado a una base de datos que contiene registros ECG de prueba de esfuerzo correspondientes a 14 voluntarios, con el fin de estudiar el comportamiento del método propuesto sobre señales reales. Se ha observado que, aunque sí es cierto que la señal HRV puede presentar varias componentes frecuenciales en cada una de sus bandas de interés, siempre hay una en cada una de ellas que predomina sobre las demás, obteniendo por tanto mejores resultados con los parámetros óptimos del estudio de simulación determinista.

Del análisis de esta base de datos se observa que la frecuencia de LF presenta cierta variabilidad pero se mantiene siempre alrededor de un valor aproximadamente constante, mientras que la frecuencia HF crece desde el comienzo hasta el pico de estrés y decrece durante la recuperación. La potencia de LF disminuye progresivamente con el aumento del nivel de esfuerzo hasta prácticamente desaparecer cuando llegamos al pico de esfuerzo, experimentando un crecimiento abrupto durante la fase de recuperación hasta llegar a valores semejantes a los del inicio de la prueba de esfuerzo. En cuanto a la potencia de HF también se

5 Conclusiones

reduce al comienzo del ejercicio y crece en la fase de recuperación. Estos resultados siguen las mismas tendencias que los publicados en la literatura.

6 Líneas futuras

El presente proyecto aporta nuevos conocimientos al complejo campo del análisis de la HRV durante prueba de esfuerzo, y abre el camino a nuevos trabajos de investigación, entre los que se pueden incluir:

Aplicación al análisis de la HRV en situaciones no estacionarias diferentes a la prueba de esfuerzo, como en experimentos de emociones inducidas o durante la escucha de estímulos musicales, donde es probable que las componentes principales de la señal estén más definidas y por tanto nuestro método obtenga mejores resultados.

Aplicación al diagnóstico. Se ha demostrado que la HRV presenta capacidad diagnóstica para ciertas enfermedades cardiovasculares. Podríamos intentar estudiar si la aplicación del método de estimación desarrollado presenta alguna mejora en el diagnóstico mediante la comparación con alguna base de datos ya evaluada.

Por otra parte se podría trabajar en la extensión del estimador de máxima verosimilitud diseñado a un modelo de HRV diferente al descrito en la sección 2.1 en el que se consideren, por ejemplo, exponenciales amortiguadas, que permita reducir los errores que producen las componentes que no estén bien diferenciadas.

Bibliografía

- [1] Steven M. Kay, "Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory", Prentice Hall Signal Processing Series, pp. 539-544.
- [2] Instituto Nacional de Estadística, "Defunciones según la Causa de Muerte 2008," Nota de prensa de 6 abril de 2009.
- [3] R. Gianrossi, R. Detrano, D. Mulvihill, K. Lehmann, P. Dubach, A. Colombo, D. McArthur, and V. Froelicher, "Exercise-induced ST depression in the diagnosis of coronary artery disease: a meta-analysis," *Circulation*, 80:1 87–98, 1989.
- [4] J. Mateo, P. Serrano, R. Bailón, J. García, A. Ferreira, A. del Río, I.J. Ferreira, and P. Laguna, "Heart rate variability measurements during exercise test may improve the diagnosis of ischemic heart disease," in *Proc. of the 23rd Int. Conf. of the IEEE Eng. in Med. and Biol. Soc., IEEE-EMBS Society, Istanbul, 2001*.
- [5] R. Hainsworth, "The control and physiological importance of heart rate. In M. Malik and AJ. Camm, editors, *Heart Rate Variability*, pp. 3–19. New York, Futura Publishing Company, Inc., 1995.
- [6] J.A. Hirsch and B. Bishop, "Respiratory sinus arrhythmia in humans: how breathing pattern modulates heart rate," *Am. J. Physiol.*, vol. 241, pp. H620–H629, 1981.
- [7] D.L. Eckberg, "Human sinus arrhythmia as an index of vagal cardiac outflow," *Journal of Applied Physiology*", vol. 54, pp. 961–966, 1983.
- [8] P. Grossman and K. Wientjes, "Respiratory sinus arrhythmia and parasympathetic cardiac control: some basic issues concerning quantification, applications and implications," in *Cardiorespiratory and cardiosomatic psychophysiology* (P. Grossman, K.H. Jansenn, and D. Waitl, eds.), pp. 117–138. Plenum Press, NY, 1986.
- [9] D. Laude, M. Goldman, P. Escourrou, and J.L. Elghozi, "Effect of breathing pattern on blood pressure and heart rate oscillations in humans," *Clinical and Experimental Pharmacology and Physiology*, vol. 20, pp. 619–626, 1993.
- [10] The Task Force of ESC and NASPE, "Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use," *Eur. Heart J.*, vol. 17, pp. 354-381, 1996.
- [11] S. Akselrod, D. Gordon, J.B. Madwed, N.C. Snidman, D.C. Shannon, and R.J. Cohen, "Hemodynamic regulation: investigation by spectral analysis," *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.*, vol. 249, pp. H867–H875, 1985.
- [12] S. Akselrod, "Components of heart rate variability: basic studies," in M. Malik and AJ. Camm, editors, *Heart Rate Variability*, pp. 147–163. New York, Futura Publishing Company, Inc., 1995.

- [13] S. Akselrod, D. Gordon, F.A. Ubel, D.C. Shannon, A.C. Barger, and R.J. Cohen, "Power spectrum analysis of heart rate fluctuations: a quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control," *Science*, vol. 213, pp. 220–222, 1981.
- [14] B. Pomeranz, R.J.B. Macaulay, M.A. Caudill, and et al, "Assessment of autonomic function in humans by heart rate spectral analysis," *Am. J. Physiol.*, vol. 248, pp. H151–H153, 1985.
- [15] A. Malliani, M. Pagani, F. Lombardi, and S. Cerutti, "Cardiovascular neural regulation explored in the frequency domain," *Circulation*, vol. 84, pp. 482–492, 1991.
- [16] M. Kollai and G. Mizsei, "Respiratory sinus arrhythmia is a limited measure of cardiac parasympathetic control in man," *J. Physiol.*, vol. 424, pp. 329–342, 1990.
- [17] M. Pagani, D. Lucini, O. Rimoldi, R. Furlan, S. Piazza, and L. Biancardi, "Effects of physical and mental exercise on heart rate variability," in *Heart Rate Variability*, (M. Malik and A.J. Camm, eds.), pp. 245–266. New York, Futura Publishing Company, Inc., 1995.
- [18] F. Cottin and Y. Papelier, "Regulation of cardiovascular system during dynamic exercise: integrative approach," *Critical Reviews in Physical and Rehabilitation Medicine*, vol. 14, no. 1, pp. 53–81, 2002.
- [19] G. Blain, O. Meste, and S. Bermon, "Influences of breathing patterns on respiratory sinus arrhythmia in humans during exercise," *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.*, vol. 288, pp. H887–H895, 2005.
- [20] Y. Arai, J.P. Saul, P. Albrecht, L.H. Hartley, L.S. Lilly, R.J. Cohen, and W.S. Colucci, "Modulation of cardiac autonomic activity during and immediately after exercise," *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.*, vol. 256, pp. H132–H141, 1989.
- [21] B. Casadei, S. Cochrane, J. Johnston, J. Conway, and P. Sleight, "Pitfalls in the interpretation of spectral analysis of the heart rate variability during exercise in humans," *Acta Physiol. Scand.*, vol. 153, no. 2, pp. 125–131, 1995.
- [22] L. Bernardi, F. Salvucci, R. Suardi, P. Solda, A. Calciati, S. Perlini, C. Falcone, and L. Ricciardi, "Evidence for an intrinsic mechanism regulating heart rate variability in the transplanted and the intact heart during submaximal dynamic exercise," *Cardiovasc. Res.*, vol. 24, no. 12, pp. 969–981, 1990.
- [23] R. Bailón, P. Laguna, L. Mainardi, and L. Sörnmo, "Analysis of heart rate variability using time-varying frequency bands based on respiratory frequency," in *Proc. 29th Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 6674–6677, IEEE-EMBS Society, Lyon, 2007.
- [24] G.B. Moody and R.G. Mark, "Development and evaluation of a 2-lead ECG analysis program," in *Computers in Cardiology*, vol. 9, pp. 39–44. IEEE Computer Society Press, 1982.

Bibliografía

- [25] R. Bailón, L. T. Mainardi, M. Orini, and P. Laguna, "Analysis of heart rate variability during stress testing using respiratory information," *Biomedical signal processing and control*, vol. accepted, 2010
- [26] L. Mainardi, N. Montano, and S. Cerutti, "Automatic decomposition of Wigner distribution and its application to heart rate variability," *Methods Inf. Med.*, vol. 43, pp. 17–21, 2004.
- [27] G. Blain, O. Meste, and S. Bermon, "Influences of breathing patterns on respiratory sinus arrhythmia in humans during exercise," *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.*, vol. 288, pp. H887–H895, 2005.
- [28] O. Anosov, A. Patzak, Y. Kononovich, and P. Persson, "High-frequency oscillations of the heart rate during ramp load reflect the human anaerobic threshold," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 83, no. 4-5, pp. 388–394, 2000.
- [29] W. Martin and P. Flandrin, "Wigner-Ville spectral analysis of nonstationary processes," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Proc.*, vol. 33, no. 6, pp. 1461–1470, 1985.
- [30] R. Perini, C. Orizio, G. Baselli, and et al, "The influence of exercise intensity on the power spectrum of heart rate variability," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 61, pp. 143–148, 1990.
- [31] Y. Yamamoto, R. Hughson, and J. Peterson, "Autonomic control of heart rate during exercise studied by heart rate variability spectral analysis," *J. Appl. Physiol.*, vol. 71, no. 3, pp. 1136–1142, 1991.
- [32] R. Bailón, L. Sörnmo, and P. Laguna, "A robust method for ECG-based estimation of the respiratory frequency during stress testing," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 7, pp. 1273–1285, 2006.
- [33] R. Bailón, P. Laguna, L. Mainardi, and L. Sörnmo, "Analysis of heart rate variability using time-varying frequency bands based on respiratory frequency," in *Proc. 29th Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 6674–6677, IEEEEMBS Society, Lyon, 2007.
- [34] O. Meste, G. Blain, and S. Bermon, "Influence of the pedalling frequency on the heart rate variability," in *Proc. 29th Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 279–282, IEEE-EMBS Society, Lyon, 2007.
- [35] F. Villa, P. Castiglioni, G. Merati, P. Mazzoleni, and M. Di Rienzo, "Effects of pedalling on the high frequency components of HRV during exercise," in *Proc. Comput. Cardiol.*, vol. 35, <http://cinc.mit.edu>, 2008.
- [36] The Task Force of ESC and NASPE, "Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use," *Eur. Heart J.*, vol. 17, pp. 354-381, 1996.
- [37] H. L. Chan, H. H. Huang, and J. L. Lin, "Time-frequency analysis of heart rate variability during transient segments." *Ann Biomed Eng.*, vol. 29, no. 11, pp. 983–996, Nov 2001.

- [38] L. Keselbrener and S. Akselrod, "Selective discrete fourier transform algorithm for time-frequency analysis: method and application on simulated and cardiovascular signals," *IEEE Trans. Biom. Eng.*, vol. 43, no. 8, pp. 789–802, Aug. 1996.
- [39] M. Orini, R. Bailón Luesma, P. Laguna Lasaosa, L. Mainardi, "Modeling and Estimation of Time-Varying Heart Rate Variability during Stress Test by Parametric and Non Parametric Analysis", *computers in cardiology*, pp. 29-32. Septiembre. 2007.
- [40] A. Aubert, B. Seps, F. Beckers, "Heart rate variability in athletes", *Sports Med.* 33 (12) (2003) 889–919.
- [41] J. Warren, R. Jaffe, C. Wraa, C. Stebbins, "Effect of autonomic blockade on power spectrum of heart rate variability during exercise", *Am. J. Physiol.* 273 (1997) R495–R502.
- [42] R. Perini, N. Fisher, A. Veicsteinas, D.R. Pendergast, "Aerobic training and cardiovascular responses at rest and during exercise in older men and women", *Med. Sci. Sports Exerc* 34 (2002) 700–708.
- [43] F. Cottin, Y. Papelier, P. Escourrou, "Effects of exercise load and breathing frequency on heart rate and blood pressure variability during dynamic exercise", *Int. J. Sports Med.* 20 (1999) 232–238.
- [44] O. Rompelman, J.B.I.M. Snijders, and C.J. van Spronsen, "The measurement of heart rate variability spectra with the help of a personal computer," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 29, no. 7, pp. 503–510, 1982.
- [45] J. Mateo and P. Laguna, "Improved heart rate variability time-domain signal construction from the beat occurrence times according to the IPFM model," *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. 47, pp. 985–996, 2000
- [46] J. Mateo and P. Laguna, "Analysis of heart rate variability in the presence of ectopic beats using the heart timing signal," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50, pp. 334–343, 2003.