

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA

Departament d'Enginyeria Electrònica

**ESTUDIO DE LA VARIABILIDAD DEL
RITMO CARDÍACO MEDIANTE
TÉCNICAS ESTADÍSTICAS,
ESPECTRALES Y NO LINEALES**

Autor: Miguel Ángel García González
Director: Ramon Pallàs Areny

Febrero de 1998

CAPÍTULO 4: MÉTODOS ESPECTRO- TEMPORALES

“Las cosas no cambian; cambiamos nosotros”

Henry David Thoreau

4 Métodos espectro-temporales

El objetivo del presente capítulo es presentar y aplicar al estudio de la variabilidad del ritmo cardíaco diversos métodos de análisis espectral que aún no se utilizan comúnmente a aplicaciones clínicas pero que pueden ser útiles cuando la señal RR no es estacionaria. Los métodos que se estudiarán son: los métodos espectrales variantes con el tiempo, los métodos espectrotemporales y los métodos de escala-tiempo.

Los métodos espectrales variantes con el tiempo son una simple extensión de los métodos espectrales en la que se realizan diferentes estimaciones espectrales utilizando una ventana temporal que se desliza a lo largo del registro. De esta forma se consigue analizar registros no estacionarios y observar cómo varía el contenido espectral de la señal con el tiempo.

Los métodos espectro-temporales son una sofisticación de los anteriores. Se emplean diferentes métodos para la transformación en frecuencia al mismo tiempo que se utilizan ventanas de suavizado en tiempo y en frecuencia. De esta forma se consigue paliar el efecto negativo que provoca la aparición de términos cruzados debido a que se utilizan funciones cuadráticas en el cálculo de la distribución espectro-temporal.

Una visión radicalmente distinta es la que ofrecen los métodos de escala-tiempo. Mientras los métodos espectrales y espectro-temporales parten de la descomposición de la señal en senoides, los métodos de escala-tiempo la realizan mediante otras funciones arbitrarias (es decir, a escoger por el usuario) que deben cumplir unos requisitos mínimos. La utilidad de estos métodos es doble: si hacemos la abstracción de asignar a una escala una frecuencia determinada, tenemos un nuevo método espectral con ciertas ventajas añadidas que se comentarán; por otro lado, se puede realizar una descomposición de la señal en componentes de variación rápida y lenta lo cual puede ser útil para la estimación de la arritmia sinorrespiratoria.

4.1 Métodos espectrales variantes con el tiempo

En el capítulo anterior se ha comentado que los métodos espectrales clásicos fallan a la hora de aportar información en series temporales cuyas componentes espectrales y energía cambian con el tiempo. Por esta razón, varios autores han desarrollado diversos métodos para la estimación espectral de señales no estacionarias.

La aproximación al problema que proponen los métodos espectrales variantes con el tiempo es realizar sucesivas estimaciones espectrales de segmentos de la señal de interés que estén solapados [Bianchi et al, 1991]. Evidentemente, cuanto menor sea la duración del segmento mayor definición temporal se tendrá aunque se perderá resolución frecuencial. Los métodos más comúnmente empleados para realizar este análisis se basan en modelos autorregresivos debido a su alta resolución frecuencial. De esta forma, se calcula un espectro para una ventana temporal determinada; deslizando dicha ventana a lo largo del registro se obtiene la variación de las diferentes componentes espectrales a lo largo del tiempo.

La forma más común de representación de la estimación espectral variante con el tiempo es la matriz espectral comprimida (CSA). Este esquema tridimensional tiene por eje de abcisas el tiempo y por eje de ordenadas la frecuencia, mientras que la altura es proporcional a la potencia espectral para una frecuencia determinada en un instante determinado. Otra forma de visualización es mediante un mapa de nivel. Esta representación bidimensional representa en el eje de abcisas el tiempo y en el eje de ordenadas la frecuencia. Se dibujan en este plano las curvas de igual nivel de potencia.

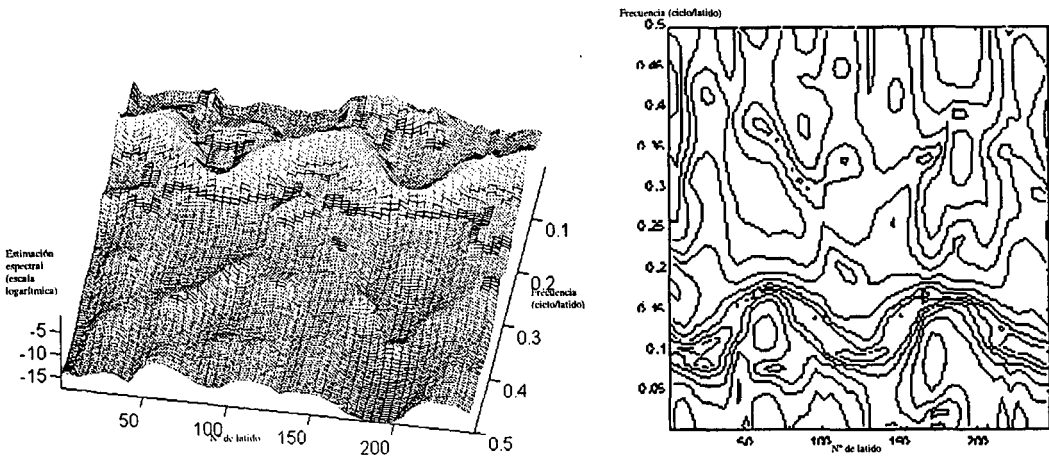


Figura 4.1 Ejemplo de representación de una misma secuencia RR (respiración modulada en FM). Izquierda: CSA. Derecha: mapa de nivel.

En la figura 4.1 se ha representado la estimación espectral variante con el tiempo de una secuencia RR donde el sujeto estaba respirando con una frecuencia variante con el tiempo. El orden escogido por el modelo es fijo e igual a 10. La longitud de la ventana es de 50 muestras y se desliza en pasos de 5 muestras. El ejemplo muestra claramente la modulación en frecuencia de la arritmia sinorrespiratoria que aparece en forma de senoide (variación senoidal de la frecuencia con el tiempo). Así mismo, pone de manifiesto las diferentes elecciones que se deben realizar cuando se desea realizar un análisis espectral variante con el tiempo. A saber:

- Orden del modelo para cada ventana de observación.
- Longitud de la ventana.
- Desplazamiento en muestras de la ventana.

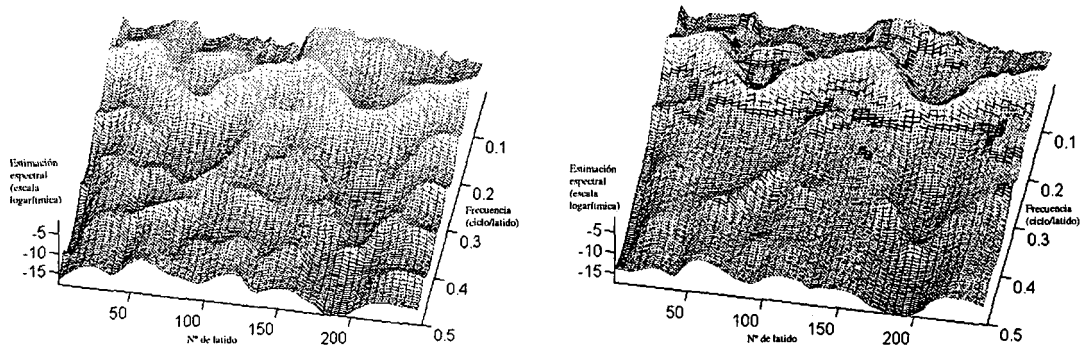


Figura 4.2 Estimaciones espectrales variantes con el tiempo de una misma señal utilizando diferentes órdenes de modelos. Izquierda: orden 15. Derecha: orden 10.

En la figura 4.2 se aprecia que la diferencia de las estimaciones espectrales escogiendo diferentes órdenes es apenas perceptible (hay que considerar que la potencia está representada en una escala logarítmica). Por lo tanto, el orden que emplearemos a lo largo de este apartado será igual a 10. Esto evita tener que calcular el orden por el criterio de la información de Akaike y agiliza los cálculos puesto que el orden es pequeño (aunque lo suficientemente elevado como para poder representar la información en una ventana pequeña).

Más crítica es la elección de la longitud de la ventana y del desplazamiento de ésta tal y como se comprobará más adelante.

En este apartado se verá primero el comportamiento de los métodos espectrales variantes con el tiempo frente a diversas señales sintéticas. A continuación, se aplicarán los resultados anteriores a registros reales tanto estacionarios como no estacionarios. Finalmente se extraerán conclusiones sobre la utilidad y limitaciones de estos métodos.

4.1.1 Estimación espectral variante con el tiempo de señales sintéticas

El empleo de señales sintéticas permite evaluar la bondad de la estimación espectral variante con el tiempo. Se ha desglosado esta investigación en cuatro simulaciones diferentes. En la primera simulación se emplea una senoide de frecuencia y amplitud conocidas. Esta simulación permite determinar el error que cometen estos métodos en la determinación de la frecuencia y en la estimación de la potencia. La segunda simulación consiste en analizar la suma de dos senoides y se evaluará la potencia estimada en función de la frecuencia de cada una de ellas. La tercera simulación empleará una señal chirp y permitirá evaluar cómo estos métodos pueden seguir cambios de frecuencia a lo largo del tiempo. La cuarta y última simulación se encargará de analizar una señal donde el contenido frecuencial cambia bruscamente. Aunque el empleo de señales sintéticas para observar la bondad de estos métodos no es nueva [Pola et al., 1996], en este apartado cuantificaremos los errores.

Primera simulación

Para esta simulación se han supuesto tres senoides diferentes con frecuencias iguales a 0,02 Hz, 0,1 Hz y 0,25 Hz (es decir, dentro de las bandas VLF, LF y HF). La longitud del registro es de 300 muestras y su amplitud es de 0,1 s. Se ha supuesto un valor medio de RR de 1 s.

Se ha realizado la estimación espectral variante con el tiempo asumiendo un orden del modelo igual a 10. Se han probado ventanas con duraciones de 25, 50, 100 y 150 muestras. Así mismo, se han estudiado desplazamientos de la ventana de 1, 5, 10, 25, 50 y 100 muestras. No se ha simulado el caso de desplazamiento de ventana superior a la duración de la ventana porque se supone que las estimaciones espectrales se realizan en segmentos solapados de la señal.

Se ha detectado para cada estimación espectral en una posición de la ventana determinada, la posición en frecuencia del pico espectral y su amplitud. Así, para cada longitud y desplazamiento de ventana se han obtenido los siguientes parámetros:

- Media y desviación estándar de la frecuencia estimada.
- Variación de la potencia definida como:

$$V = \frac{\sigma_{\text{amplitud}}}{\text{amplitud}} \tag{4.1}$$

donde el término amplitud se refiere a la potencia del pico espectral estimado. Idealmente debería ser V=0.

En la tabla 4.1 se observan los resultados de la media y la desviación estándar de la frecuencia estimada cuando se realiza la simulación con una senoide de 0,02 Hz. En la tabla 4.2 se muestran los resultados de variación de amplitud (índice V).

| Longitud de la ventana | 25 | | 50 | | 100 | | 150 | |
|------------------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|
| Desplazamiento de la ventana | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) |
| 1 | 30 | 10 | 18 | 2 | 15 | 0 | 15 | 0 |
| 5 | 30 | 10 | 18 | 2 | 15 | 0 | 15 | 0 |
| 10 | 30 | 10 | 18 | 2 | 15 | 0 | 15 | 0 |
| 25 | 30 | 0 | 20 | 0 | 15 | 0 | 15 | 0 |
| 50 | | | 20 | 0 | 15 | 0 | 15 | 0 |
| 100 | | | | | 15 | 0 | 15 | 0 |

Tabla 4.1 Resultados de la simulación para la media y la desviación estándar de la frecuencia estimada cuando se emplea una senoide de 0,02 Hz (VLF).

En las tablas 4.3 y 4.4 se muestran los mismos resultados para la senoide de 0,1 Hz mientras que en las tablas 4.5 y 4.6 se muestran los resultados para la senoide de 0,25 Hz. De esta forma se pueden sacar una serie de conclusiones sobre la elección de la longitud y el desplazamiento de la ventana cuando se analiza un oscilador de frecuencia

constante. Al mismo tiempo se ponen de relieve las limitaciones de los métodos espectrales variantes con el tiempo.

| Longitud de la ventana | 25 | 50 | 100 | 150 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|
| Desplazamiento de la ventana | V (%) | V (%) | V (%) | V (%) |
| 1 | 61 | 26 | 25 | 8 |
| 5 | 61 | 30 | 25 | 8 |
| 10 | 61 | 30 | 25 | 9 |
| 25 | 0 | 15 | 26 | 10 |
| 50 | | 21 | 21 | 13 |
| 100 | | | 4 | 14 |

Tabla 4.2 Resultados para el índice V cuando se simula una senoide de 0,02 Hz (VLF).

| Longitud de la ventana | 25 | | 50 | | 100 | | 150 | |
|------------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|
| | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) |
| 1 | 99 | 4 | 98 | 0 | 98 | 0 | 102 | 0 |
| 5 | 102 | 1 | 98 | 0 | 98 | 0 | 102 | 0 |
| 10 | 102 | 1 | 98 | 0 | 98 | 0 | 102 | 0 |
| 25 | 102 | 2 | 98 | 0 | 98 | 0 | 102 | 0 |
| 50 | | | 98 | 0 | 98 | 0 | 102 | 0 |
| 100 | | | | | 98 | 0 | 102 | 0 |

Tabla 4.3 Resultados de la simulación para la media y la desviación estándar de la frecuencia estimada cuando se emplea una senoide de 0,1 Hz (LF).

| Longitud de la ventana | 25 | 50 | 100 | 150 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|
| Desplazamiento de la ventana | V (%) | V (%) | V (%) | V (%) |
| 1 | 17 | 9 | 54 | 18 |
| 5 | 9 | 7 | 14 | 14 |
| 10 | 9 | 7 | 12 | 15 |
| 25 | 9 | 5 | 15 | 18 |
| 50 | | 2 | 13 | 28 |
| 100 | | | 7 | 34 |

Tabla 4.4 Resultados para el índice V cuando se simula una senoide de 0,1 Hz (LF).

A la vista de los resultados anteriores podemos concluir que:

a) **La estimación de la frecuencia del oscilador es correcta** tendiendo a variar menos en torno al punto medio cuanto más grande es la ventana. El desplazamiento de la ventana poco afecta a dicha estimación.

b) La variación de la amplitud del pico estimado depende fuertemente de la longitud y el desplazamiento de la ventana. **Dicha variación es menor si se emplean ventanas pequeñas para frecuencias elevadas y ventanas grandes para frecuencias pequeñas.**

| Longitud de la ventana | 25 | | 50 | | 100 | | 150 | |
|------------------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|
| Desplazamiento de la ventana | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) |
| 1 | 242 | 0 | 248 | 2 | 253 | 2 | 250 | 0 |
| 5 | 242 | 0 | 248 | 2 | 253 | 2 | 250 | 0 |
| 10 | 242 | 0 | 250 | 0 | 254 | 0 | 250 | 0 |
| 25 | 242 | 0 | 248 | 2 | 253 | 2 | 250 | 0 |
| 50 | | | 250 | 0 | 254 | 0 | 250 | 0 |
| 100 | | | | | 254 | 0 | 250 | 0 |

Tabla 4.5 Resultados de la simulación para la media y la desviación estándar de la frecuencia estimada cuando se emplea una senoide de 0,25 Hz (HF).

| Longitud de la ventana | 25 | 50 | 100 | 150 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|
| Desplazamiento de la ventana | V (%) | V (%) | V (%) | V (%) |
| 1 | 1 | 76 | 113 | 53 |
| 5 | 1 | 76 | 113 | 51 |
| 10 | 1 | 2 | 9 | 50 |
| 25 | 1 | 80 | 131 | 38 |
| 50 | | 1 | 10 | 18 |
| 100 | | | 13 | 19 |

Tabla 4.6 Resultados para el índice V cuando se simula una senoide de 0,25 Hz (HF).

No obstante, se debe tener en cuenta que en la secuencia RR intervienen diversos osciladores al mismo tiempo con lo cual se deberá escoger una ventana de una longitud determinada independientemente de la frecuencia de los osciladores. De las tablas 4.2, 4.4 y 4.6 se observa que no hay ninguna solución de compromiso evidente. Por lo tanto, a priori parece que la cuantificación de la potencia con estos métodos no es aconsejable debido al gran error que introducen en la estimación de la energía de la señal. En cambio, sí que son útiles para detectar la frecuencia del oscilador.

Segunda simulación

En esta segunda simulación se ha analizado la suma de dos senoides de igual potencia. Para comprobar las prestaciones de los métodos autorregresivos se han supuesto las tres combinaciones posibles con las frecuencias 0,018 ciclo/latido, 0,1043 ciclo/latido y 0,2236 ciclo/latido. Los valores escogidos de frecuencia verifican:

- a) Se corresponden con posibles osciladores presentes en la señal RR (VLF, LF y HF).
- b) No guardan relación racional entre ellos.

Se han estudiado las mismas longitudes y desplazamientos de ventana que en la anterior simulación. También se ha supuesto un orden de modelo igual a 10 y una longitud de la señal de 300 muestras. Se ha comprobado (aunque no se reproduce en las tablas de resultados) que las frecuencias estimadas por los modelos se aproximan mucho a las reales (como se había comprobado en la primera simulación). La cuantificación que se ha realizado consiste en expresar el cociente entre la potencia estimada (en un instante dado) para el oscilador de mayor frecuencia y la potencia estimada para el oscilador de menor potencia (HFC/LFC). Los resultados se han expresado mediante la media y la desviación estándar de estos cocientes para cada longitud y desplazamiento de ventana en cada una de las tres combinaciones utilizadas. En la tabla 4.7 se muestran los resultados para la suma de una senoide de 0,1043 ciclo/latido y otra de 0,2236 ciclo/latido. En la tabla 4.8 se muestran los resultados para las senoides de 0,018 ciclo/latido y 0,2236 ciclo/latido. En la tabla 4.9 se muestran los resultados para las senoides de 0,018 ciclo/latido y 0,1043 ciclo/latido. Idealmente, la media debería ser 1 (puesto que ambas senoides tienen idéntica potencia) y la desviación estándar igual a 0.

| Longitud de la ventana | 25 | | 50 | | 100 | | 150 | |
|------------------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|
| | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. |
| 1 | 0,82 | 0,09 | 1,89 | 0,88 | 5,00 | 2,31 | 0,82 | 0,07 |
| 5 | 0,82 | 0,10 | 1,86 | 0,92 | 5,26 | 2,27 | 0,81 | 0,07 |
| 10 | 0,83 | 0,10 | 1,85 | 0,95 | 5,48 | 2,15 | 0,81 | 0,06 |
| 25 | 0,93 | 0,10 | 1,32 | 1,12 | 4,04 | 2,98 | 0,87 | 0,12 |
| 50 | | | 1,30 | 1,19 | 3,93 | 3,43 | 0,86 | 0,07 |
| 100 | | | | | 0,98 | 0,84 | 0,98 | 0,84 |

Tabla 4.7 Resultados de HFC/LFC para senoïdes de 0,1043 y 0,2236 ciclo/latido

| Longitud de la ventana | 25 | | 50 | | 100 | | 150 | |
|------------------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|
| | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. |
| 1 | 30,12 | 18,79 | 1,17 | 0,20 | 0,15 | 0,02 | 0,04 | 0,00 |
| 5 | 29,79 | 19,59 | 1,19 | 0,21 | 0,15 | 0,02 | 0,04 | 0,00 |
| 10 | 29,93 | 17,55 | 1,18 | 0,21 | 0,15 | 0,02 | 0,04 | 0,00 |
| 25 | 30,95 | 15,78 | 1,09 | 0,14 | 0,15 | 0,02 | 0,04 | 0,00 |
| 50 | | | 1,08 | 0,14 | 0,15 | 0,02 | 0,04 | 0,00 |
| 100 | | | | | 0,15 | 0,01 | 0,04 | 0,00 |

Tabla 4.8 Resultados de HFC/LFC para senoïdes de 0,0180 y 0,2236 ciclo/latido

Se observa que la elección de la longitud de la ventana es esencial en la estimación de la potencia de los dos osciladores. Mientras que longitudes cortas sobreestiman el oscilador de alta frecuencia, ventanas largas lo subestiman. Por lo tanto, se puede concluir ya que **los métodos autorregresivos variantes con el tiempo no**

pueden ser utilizados para la cuantificación de potencia aunque sí para la determinación de la posición en frecuencia de los osciladores.

| Longitud de la ventana | 25 | | 50 | | 100 | | 150 | |
|------------------------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|
| Desplazamiento de la ventana | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. |
| 1 | 16,99 | 20,25 | 2,41 | 0,69 | 2,42 | 0,70 | 0,12 | 0,01 |
| 5 | 18,78 | 24,19 | 2,40 | 0,68 | 2,43 | 0,67 | 0,12 | 0,01 |
| 10 | 19,75 | 25,81 | 2,36 | 0,70 | 2,38 | 0,64 | 0,12 | 0,01 |
| 25 | 16,73 | 16,71 | 2,19 | 0,60 | 2,30 | 0,52 | 0,12 | 0,00 |
| 50 | | | 2,13 | 0,62 | 2,33 | 0,51 | 0,12 | 0,00 |
| 100 | | | | | 2,30 | 0,20 | 0,12 | 0,00 |

Tabla 4.9 Resultados de HFC/LFC para senoides de 0,0180 y 0,1043 ciclo/latido

No obstante, aún se debe determinar si estos métodos realizan un correcto seguimiento de los cambios de frecuencia. Es por ello que necesitamos realizar un par de simulaciones más.

Tercera simulación

En esta tercera simulación se ha empleado como señal a analizar una “chirp”. La expresión de la señal simulada es:

$$RR(n) = 1 + 0,1 \cdot \sin(2\pi\alpha n^2) \tag{4.2}$$

La frecuencia instantánea de la señal es $2\alpha n$. Por lo tanto, modificando α y n (el vector tiempo) podemos tener un abanico diferente de señales. Como ejemplo, se muestra en la figura 4.3 la señal chirp para $\alpha=0,0005$ (ciclo/latido)² y n variando entre 1 y 300 latidos (longitud de la secuencia=300 latidos). En este ejemplo, la frecuencia inicial de la señal es de 0,001 ciclo/latido mientras que la frecuencia final es de 0,3 ciclo/latido.

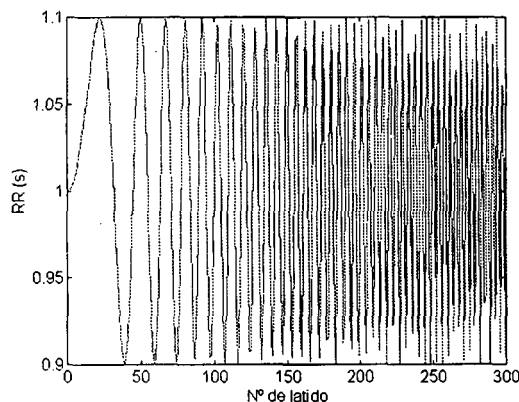


Figura 4.3 Ejemplo de señal chirp simulada.

Se han realizado las simulaciones de las mismas longitudes y desplazamientos de ventana empleadas en los casos anteriores. El orden del modelo escogido ha sido 10 y la longitud de la señal de 300 latidos. Idealmente, se debería estimar que la variación de la frecuencia en la señal viene expresada por una recta cuya pendiente es 2α y la potencia de la señal debería ser constante. Bajo estas premisas podemos realizar las siguientes tres cuantificaciones (entre varios indicadores de bondad del algoritmo posibles):

- a) Cálculo del índice α estimado por el método autorregresivo variante con el tiempo. Esto se realiza hallando la posición en frecuencia de los picos espectrales para cada estimación y calculando el índice a partir de la regresión lineal.
- b) Cálculo de la desviación estándar de la posición en frecuencia de los picos espectrales respecto a la regresión lineal.
- c) Cálculo del índice V (4.1) tal y como se ha definido en la primera simulación.

La estimación del índice α nos indica si estos métodos siguen la frecuencia en toda su excursión. La desviación estándar de la posición en frecuencia respecto a la regresión lineal nos indica el error de linealidad de estos métodos respecto a una variación en frecuencia. El índice V cuantifica la bondad de estos métodos a la hora de estimar la potencia de la señal (idealmente debería ser cero).

Se han simulado cuatro señales diferentes cuyas características se muestran en la tabla 4.10.

| Señal | α (ciclo/latido) ² | Latido inicial | Latido final | Frecuencia inicial (ciclo/latido) | Frecuencia final (ciclo/latido) |
|-------|---|-------------------|--------------|---|---------------------------------------|
| A | 0,0001 | 1 | 300 | 0,0002 | 0,0600 |
| B | 0,0001 | 101 | 400 | 0,0020 | 0,0800 |
| C | 0,0005 | 1 | 300 | 0,0010 | 0,3000 |
| D | 0,0005 | 101 | 400 | 0,0101 | 0,4000 |

Tabla 4.10 Características de las señales simuladas.

En las tablas 4.11, 4.12, 4.13 y 4.14 se muestran los resultados para las señales A, B, C y D respectivamente. El parámetro α es el índice estimado y se expresa en $(\text{ciclo/latido})^2 \times 10^4$, SD se refiere a la desviación estándar respecto a la regresión y se expresa en miliciclo/latido; V es adimensional.

Tal y como se desprende de la tabla 4.10, la señal A comprende componentes de la banda de VLF principalmente, la señal B tiene frecuencias en las bandas VLF y LF, la señal C tiene frecuencias en las tres bandas y la señal D tiene frecuencias en las bandas LF y HF. Por lo tanto tenemos diversas simulaciones en todas las bandas. Según se observa en las tablas 4.11 a 4.14, estos métodos vuelven a revelarse inútiles a la hora de

estimar la potencia de las señales. No obstante, es posible seguir perfectamente la variación de frecuencia si se escoge la longitud de ventana adecuada. **Para variaciones de frecuencia en la banda VLF se debe escoger una ventana grande mientras que para variaciones de frecuencia en la banda HF se sugiere emplear una ventana pequeña.**

| Longitud de ventana | 25 | | | 50 | | | 100 | | | 150 | | |
|---------------------|----------|----|------|----------|----|------|----------|------|------|----------|------|------|
| | α | SD | V | α | SD | V | α | SD | V | α | SD | V |
| 1 | 0,26 | 9 | 0,88 | 0,81 | 6 | 0,64 | 0,96 | 3 | 0,81 | 1,00 | 3 | 0,76 |
| 5 | 0,48 | 7 | 0,88 | 0,80 | 6 | 0,66 | 0,94 | 3 | 0,78 | 0,94 | 3 | 0,90 |
| 10 | 0,46 | 7 | 0,87 | 0,80 | 6 | 0,65 | 0,96 | 3 | 0,50 | 0,91 | 3 | 1,10 |
| 25 | 0,23 | 9 | 0,98 | 0,78 | 7 | 0,76 | 1,04 | 4 | 0,97 | 0,96 | 3 | 0,56 |
| 50 | | | | 0,51 | 7 | 0,87 | 0,90 | 3 | 0,43 | 0,98 | 3 | 0,74 |
| 100 | | | | | | | 1,17 | n.a. | 0,37 | 0,98 | n.a. | 0,69 |

Tabla 4.11 Resultados para la señal A. Los valores ideales son $\alpha=1$, SD=0 y V=0. (n.a.= no aplica puesto que sólo se tienen dos estimaciones).

| Longitud de ventana | 25 | | | 50 | | | 100 | | | 150 | | |
|---------------------|----------|----|------|----------|----|------|----------|------|------|----------|------|------|
| | α | SD | V | α | SD | V | α | SD | V | α | SD | V |
| 1 | 0,75 | 5 | 0,34 | 0,96 | 4 | 0,57 | 1,06 | 3 | 0,87 | 1,02 | 3 | 0,82 |
| 5 | 0,88 | 3 | 0,39 | 0,94 | 4 | 0,56 | 1,05 | 3 | 0,84 | 1,06 | 3 | 0,96 |
| 10 | 0,91 | 3 | 0,36 | 0,81 | 4 | 0,53 | 1,10 | 3 | 0,67 | 1,06 | 3 | 0,96 |
| 25 | 0,90 | 5 | 0,52 | 1,05 | 2 | 0,46 | 1,08 | 3 | 1,01 | 0,96 | 3 | 1,05 |
| 50 | | | | 1,02 | 2 | 0,57 | 1,09 | 3 | 0,49 | 0,98 | 3 | 1,13 |
| 100 | | | | | | | 0,98 | n.a. | 0,61 | 0,98 | n.a. | 0,33 |

Tabla 4.12 Resultados para la señal B. Los valores ideales son $\alpha=1$, SD=0 y V=0. (n.a.= no aplica puesto que sólo se tienen dos estimaciones).

| Longitud de ventana | 25 | | | 50 | | | 100 | | | 150 | | |
|---------------------|----------|----|------|----------|----|------|----------|------|------|----------|------|------|
| | α | SD | V | α | SD | V | α | SD | V | α | SD | V |
| 1 | 4,86 | 7 | 0,41 | 5,01 | 6 | 0,42 | 4,99 | 4 | 0,44 | 4,87 | 6 | 0,33 |
| 5 | 4,89 | 7 | 0,45 | 5,01 | 6 | 0,38 | 5,02 | 4 | 0,47 | 4,78 | 7 | 0,31 |
| 10 | 4,80 | 7 | 0,45 | 5,02 | 6 | 0,41 | 5,00 | 4 | 0,43 | 4,99 | 7 | 0,33 |
| 25 | 4,67 | 5 | 0,49 | 5,06 | 6 | 0,46 | 4,73 | 3 | 0,32 | 5,11 | 5 | 0,33 |
| 50 | | | | 4,96 | 8 | 0,53 | 4,61 | 3 | 0,28 | 4,88 | 3 | 0,20 |
| 100 | | | | | | | 4,88 | n.a. | 0,47 | 4,88 | n.a. | 0,28 |

Tabla 4.13 Resultados para la señal C. Los valores ideales son $\alpha=5$, SD=0 y V=0. (n.a.= no aplica puesto que sólo se tienen dos estimaciones).

En estas tres simulaciones, el desplazamiento de la ventana no ha sido un factor muy importante. Sí que lo será en la próxima.

| Longitud de ventana | 25 | | | 50 | | | 100 | | | 150 | | |
|---------------------------|----------|----|------|----------|----|------|----------|------|------|----------|------|------|
| Desplazamiento de ventana | α | SD | V | α | SD | V | α | SD | V | α | SD | V |
| 1 | 5,00 | 8 | 0,27 | 4,96 | 6 | 0,36 | 5,10 | 7 | 0,48 | 5,09 | 8 | 0,30 |
| 5 | 5,09 | 7 | 0,27 | 5,00 | 7 | 0,35 | 5,19 | 7 | 0,45 | 5,16 | 9 | 0,32 |
| 10 | 4,99 | 8 | 0,25 | 4,97 | 7 | 0,36 | 5,15 | 8 | 0,39 | 5,13 | 8 | 0,31 |
| 25 | 5,16 | 7 | 0,25 | 5,25 | 5 | 0,43 | 5,44 | 6 | 0,40 | 4,84 | 8 | 0,36 |
| 50 | | | | 5,23 | 7 | 0,39 | 5,35 | 8 | 0,47 | 5,66 | 3 | 0,45 |
| 100 | | | | | | | 4,69 | n.a. | 0,77 | 5,66 | n.a. | 0,17 |

Tabla 4.14 Resultados para la señal D. Los valores ideales son $\alpha=5$, $SD=0$ y $V=0$. (n.a.= no aplica puesto que sólo se tienen dos estimaciones).

Cuarta simulación

Esta simulación pretende evaluar cómo se comportan los métodos autorregresivos variantes con el tiempo frente a un cambio brusco en el contenido frecuencial de la señal. Así pues, se ha simulado una señal con una frecuencia de 0,1 ciclo/latido durante los primeros 150 latidos y con una frecuencia de 0,3 Hz en los restantes 150 latidos. En la figura 4.4 se muestra la señal simulada.

Se ha realizado la simulación para las mismas longitudes de ventana de los casos anteriores y para los desplazamientos de 1 y 25 muestras. Se ha representado gráficamente la posición en frecuencia (respecto al número de estimación) de los máximos de potencia y la potencia estimada (normalizada al máximo de cada simulación). En la figura 4.5 se muestra el comportamiento ideal que desearíamos. En la figura 4.6 se muestran los resultados para el desplazamiento de una muestra mientras que en la figura 4.7 se muestran los resultados para el desplazamiento de 25 muestras.

De estas figuras se deduce que los métodos espectrales autorregresivos variantes con el tiempo **detectan el cambio brusco de frecuencia con una resolución igual al desplazamiento de la ventana**. La estimación de la frecuencia es correcta independientemente del tamaño de la ventana (ya que las senoides son lo suficientemente rápidas). No obstante, la estimación de la potencia vuelve a ser pobre.

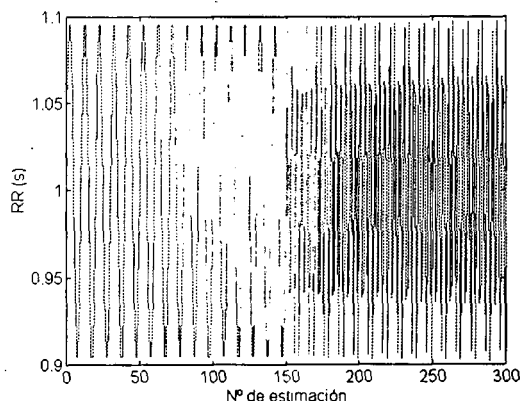


Figura 4.4 Señal sintética simulada con cambio brusco de frecuencia.

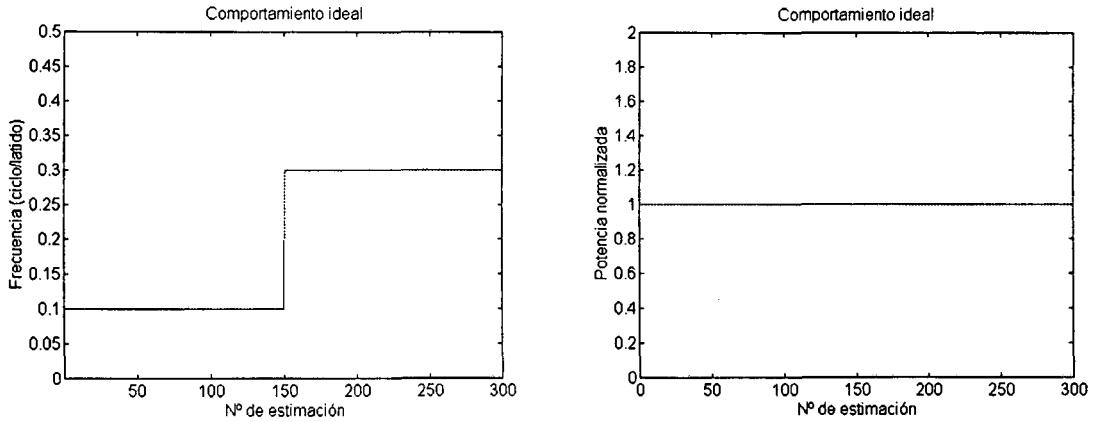


Figura 4.5 Comportamiento ideal de la estimación tiempo-frecuencia.

Todas estas simulaciones conducen a las siguientes conclusiones:

- a) Los métodos espectrales autorregresivos variantes con el tiempo estiman con bastante exactitud la posición de los picos espectrales. La limitación fundamental se ha hallado en las frecuencias situadas en la banda VLF donde se requeriría un tamaño de la ventana evidentemente mayor.
- b) La estimación de la potencia mediante estos métodos es bastante deficiente. Empleando ventanas grandes se sobrestiman las componentes de baja frecuencia mientras que empleando ventanas pequeñas se sobrestiman las componentes de alta frecuencia.
- c) Estos métodos son capaces de detectar la variación de frecuencia asociada a diversos osciladores especialmente si dicha variación se produce dentro de las bandas LF y HF.
- d) Si se desean estudiar cambios bruscos de contenido frecuencial se deberá emplear un desplazamiento pequeño.

4.1.2 Aplicación de estimaciones espectrales variantes con el tiempo a señales reales

Tal y como se desprende de lo anteriormente dicho, la aplicación fundamental de la estimación espectral variante con el tiempo es la determinación y cuantificación de fluctuaciones en las frecuencias presentes en las señales a analizar. Según se acaba de demostrar, la estimación de potencia no es fiable, con lo cual estos métodos se pueden emplear para validar o rechazar los resultados obtenidos en una estimación espectral clásica. Recuérdese que una modulación de frecuencia aumentaba la potencia de la banda LF (véase el apartado 3.4.4). Con estos métodos, pues, podemos detectar estos fenómenos sin necesidad de recurrir a otros métodos más complejos como son las distribuciones tiempo-frecuencia. Se comentan a continuación tres ejemplos. El primero de ellos tendrá por objetivo detectar variaciones en la frecuencia de alguno de los osciladores (en este caso en la arritmia sinorrespiratoria). El segundo ejemplo mostrará la evolución de las diversas bandas de frecuencia en un registro adquirido durante ejercicio (claramente no estacionario). Finalmente, se aplicarán estos métodos a la cuantificación de un registro ambulatorio de 24 horas de duración.

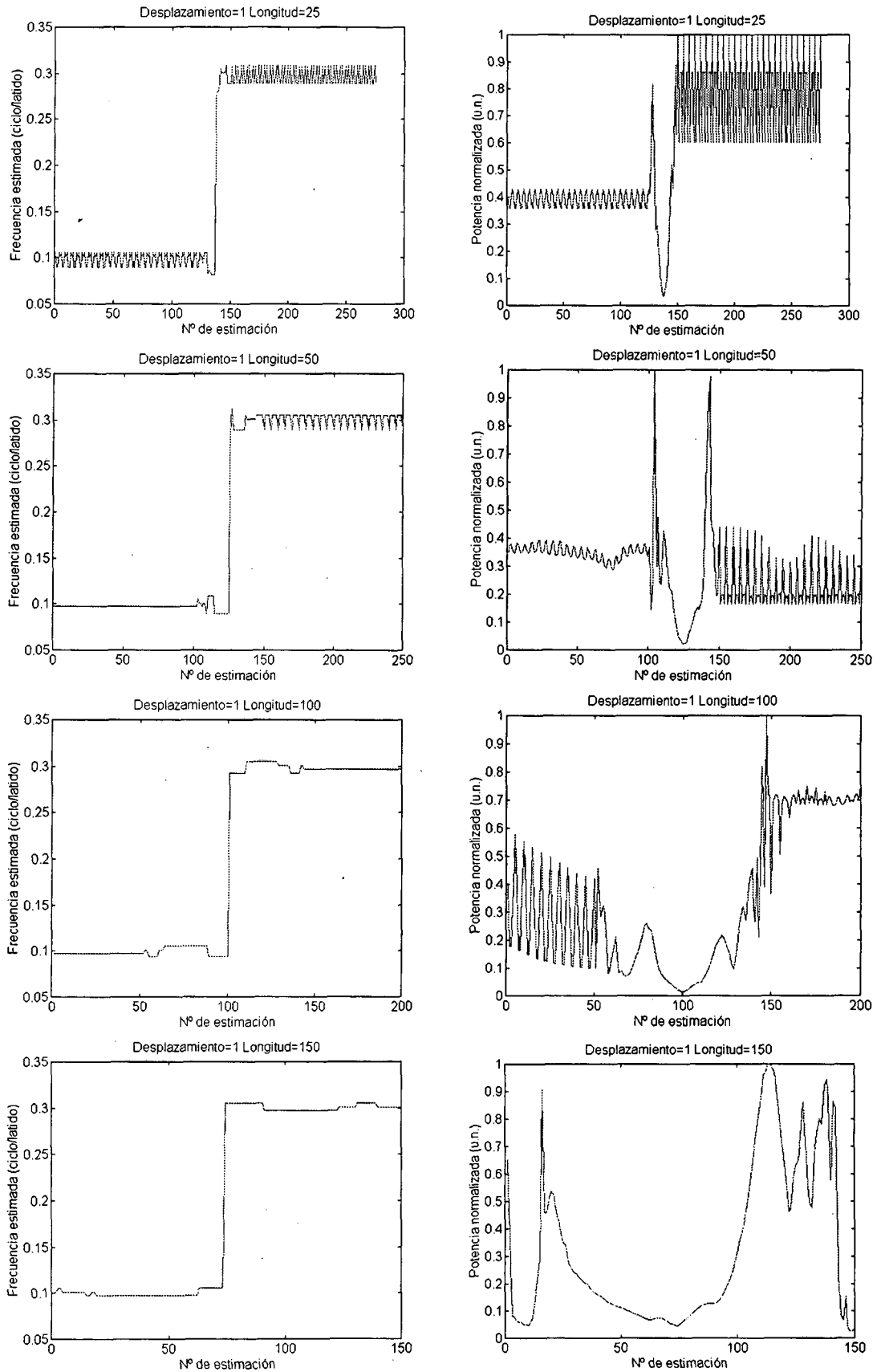


Figura 4.6 Resultados para un desplazamiento de una muestra.

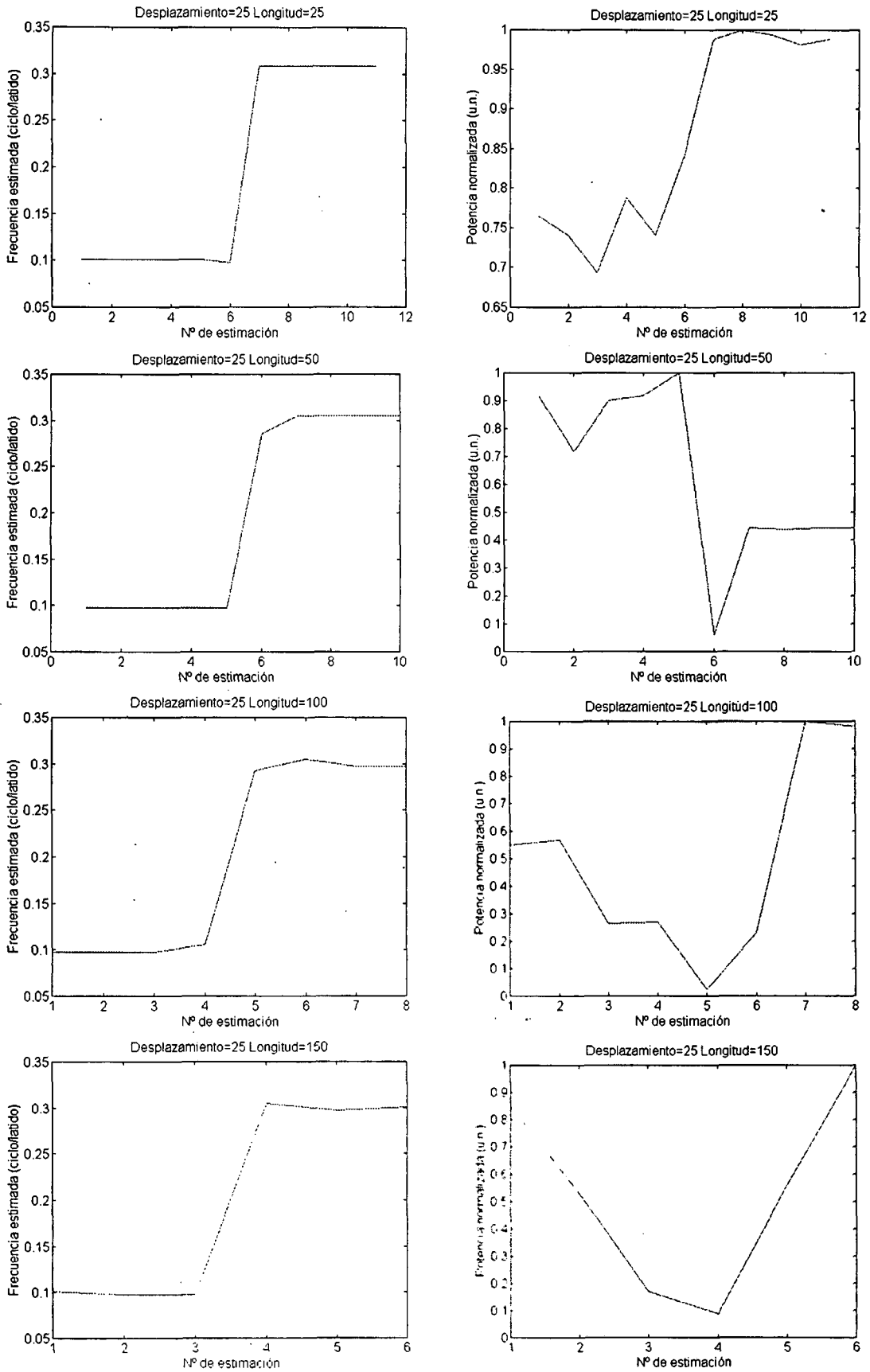


Figura 4.7 Resultados para un desplazamiento de 25 muestras.

a) Determinación de la variación de frecuencia

Se analizan seguidamente tres registros diferentes de un mismo sujeto. En el primer registro el sujeto realizaba una respiración periódica, en el segundo practicaba una respiración modulada en frecuencia y en el tercer registro respiraba libremente.

En la figura 4.8 se muestran los resultados para el registro con respiración periódica a 0,15 Hz. Obsérvese que la arritmia sinorrespiratoria no es constante, tal como se ha supuesto en las simulaciones. Además, las unidades en que se ha expresado la potencia espectral son logarítmicas. El máximo de la potencia se sitúa en torno a los 0,15 Hz en todas las estimaciones espectrales como cabía esperar. En la figura 4.9 se muestra la potencia del máximo y se observa que aproximadamente se siguen los cambios de la amplitud de la arritmia sinorrespiratoria.

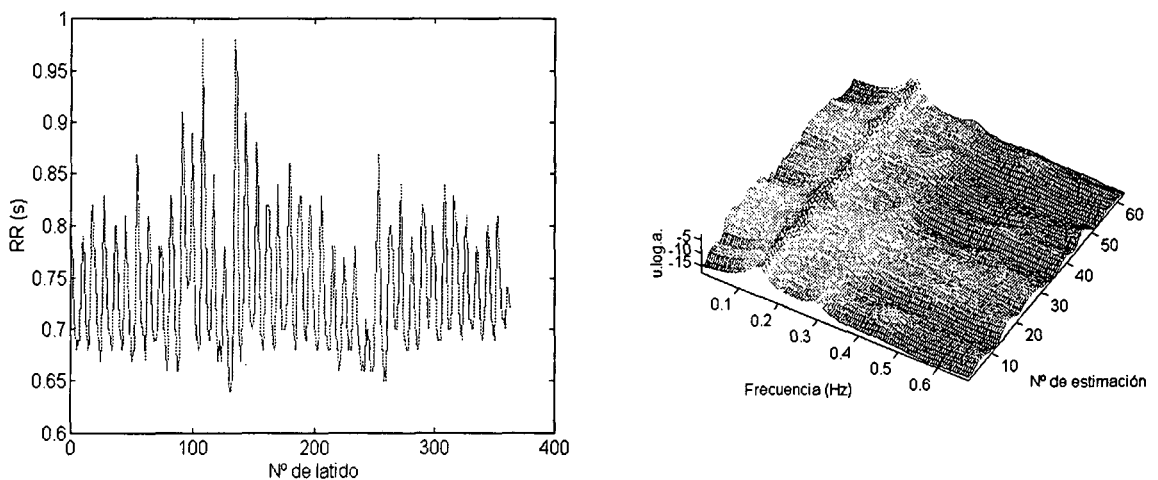


Figura 4.8 Serie RR y estimación espectral variante con el tiempo para un registro realizado con respiración periódica a 0,15 Hz.

En el registro mostrado, el nivel de la arritmia sinorrespiratoria varía mucho y aunque por simulación vimos que estos métodos no son muy exactos en la estimación de la potencia, los podemos emplear en casos como el mostrado ya que son capaces de detectar la variación de la potencia. Por otro lado, se ha detectado la posición en frecuencia del máximo y ha resultado ser de 0,149 Hz - 5,5 mHz. La variación puede ser achacada al método de cálculo o al mismo sujeto.

En la figura 4.10 se muestran los resultados para un registro en el cual el sujeto respiraba a un ritmo modulado en frecuencia (entre 0,1 y 0,2 Hz). Para observar la variación de la potencia, se muestra en la figura 4.11 la potencia del máximo en función del tiempo. Tal y como se comentó en el capítulo 3, la función de transferencia entre la respiración y el ritmo cardíaco tiene una característica pasobajo. En la figura 4.11 se aprecia este comportamiento ya que la potencia de la arritmia sinorrespiratoria es mayor para bajas frecuencias que para altas frecuencias.

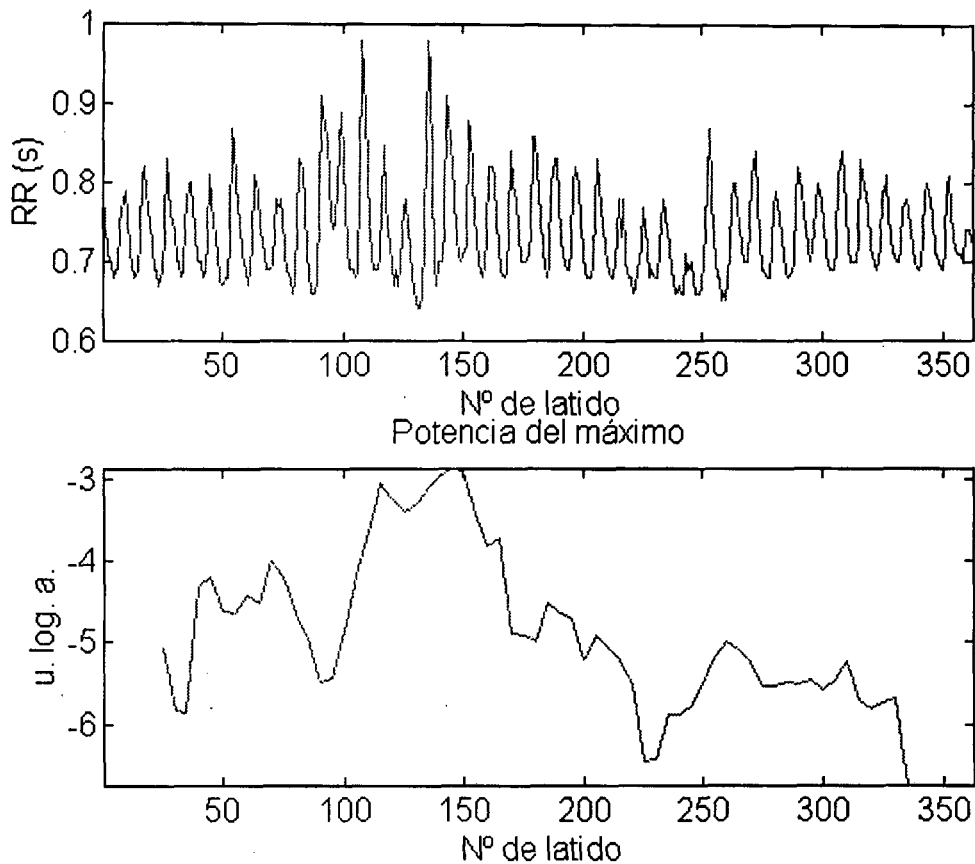


Figura 4.9 Potencia del máximo en cada estimación espectral para respiración periódica.

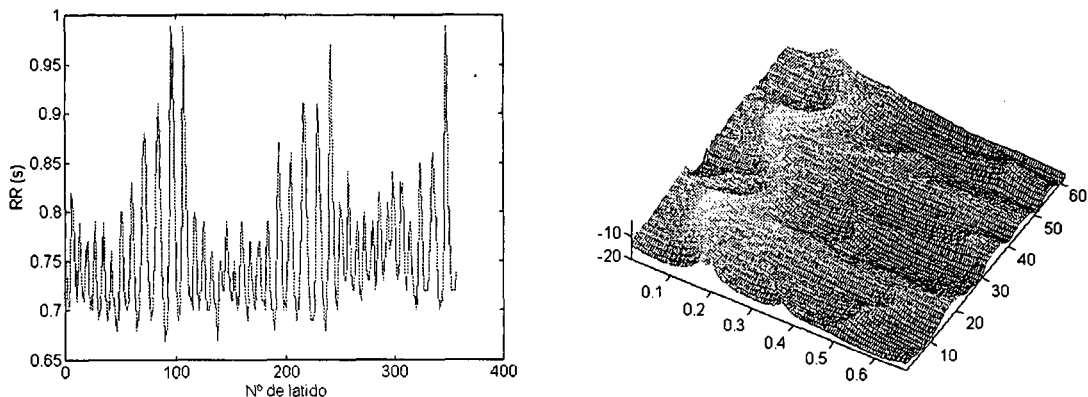


Figura 4.10 Serie RR y estimación espectral variante con el tiempo para un registro realizado con respiración modulada en FM (entre 0,1 y 0,2 Hz).

Por último se muestran los resultados para un registro en el cual el paciente estaba respirando libremente. En la figura 4.12 se presentan el registro y el CSA de la estimación espectral variante con el tiempo. Obsérvese que no hay ninguna frecuencia predominante asociada a la respiración ya que ésta va variando a lo largo de todo el registro. En la figura 4.13 se muestran el registro, la potencia del máximo en la banda HF y la frecuencia a la cual se sitúa este máximo. Se debe tener en cuenta que la frecuencia respiratoria varía mucho así como la potencia. Es por ello que un análisis

espectral clásico de este registro llevaría a un parámetro LF/HF sobrestimado ya que la modulación de frecuencia y amplitud presente añaden potencia en la banda de baja frecuencia. Por lo tanto, estos métodos se muestran útiles para la determinación de variaciones de frecuencia (variación que ya es observable perfectamente a partir del CSA).

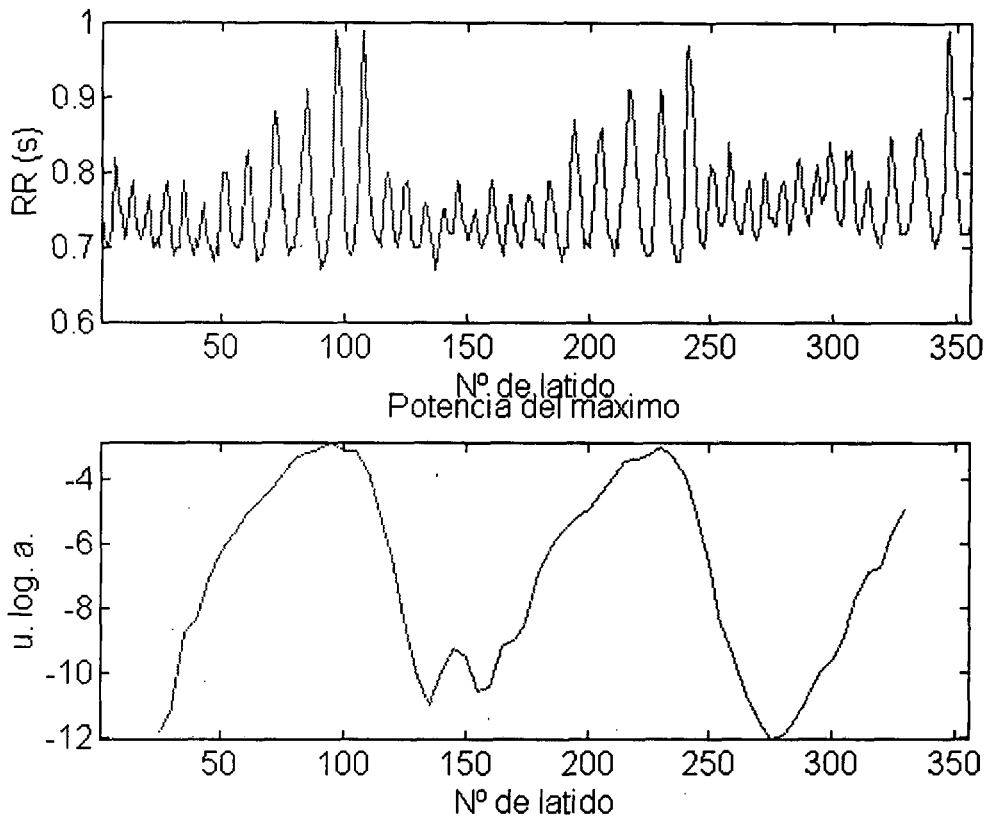


Figura 4.11 Potencia del máximo en cada estimación espectral para respiración modulada en frecuencia.

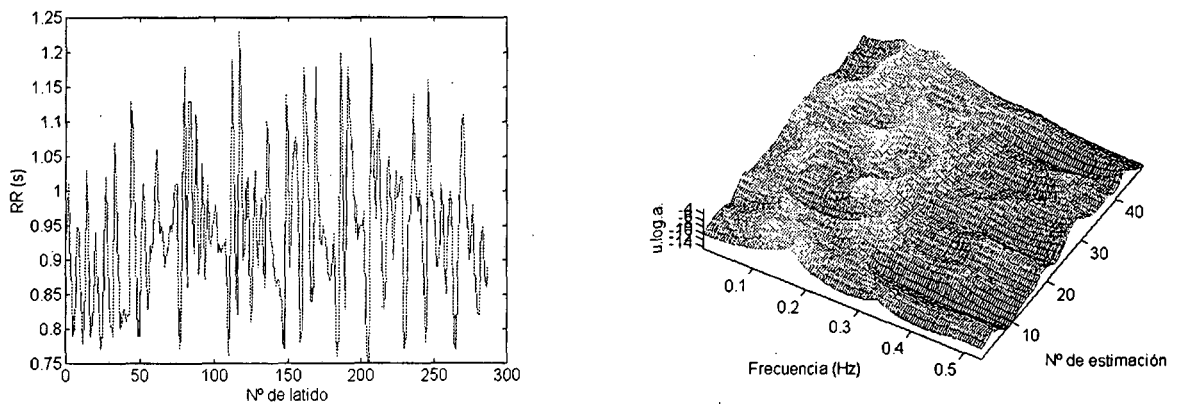


Figura 4.12 Serie RR y estimación espectral variante con el tiempo para un registro realizado con respiración libre.

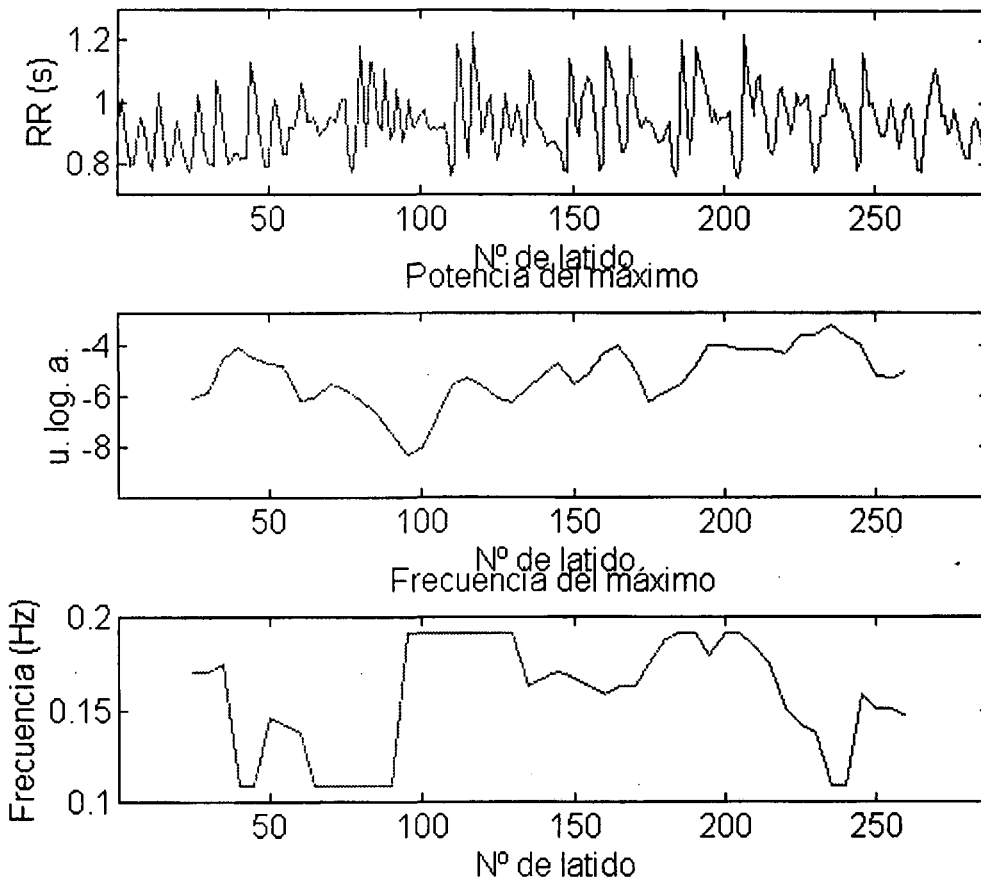


Figura 4.13 Potencia y frecuencia del máximo en cada estimación espectral para respiración libre.

b) Análisis de un registro de ejercicio

El análisis de registros durante ejercicio se caracteriza por la alta no estacionariedad de la serie temporal. Durante la realización de un ejercicio no solamente se modifica el ritmo cardíaco medio sino que además varía notablemente el contenido de potencia en las diversas bandas espectrales.

En el ejemplo que presentamos, el sujeto estaba realizando una prueba de ejercicio en bicicleta estática y respiraba a una frecuencia aproximadamente constante de 0,15 Hz. Se registraron el período de esfuerzo y la recuperación. En la figura 4.14 se muestran el tacograma y la señal remuestreada. El registro es no estacionario.

El análisis espectral variante con el tiempo nos permite estimar las componentes espectrales ya que escogiendo ventanas pequeñas (en este caso 50 muestras con un solapamiento de 5) realizamos estimaciones espectrales de segmentos estacionarios. En la figura 4.15 se muestran los resultados para el tacograma y la señal remuestreada. Obsérvese que si interesa estudiar la arritmia sinorrespiratoria hay que remuestrear la señal. Este efecto se ve perfectamente en las últimas estimaciones espectrales ya que la componente correspondiente a la respiración presenta una deriva en el dominio del latido mientras que es constante en el dominio frecuencial. Obsérvese además que

durante el ejercicio máximo la potencia disminuye bastante debido a que la variabilidad del ritmo cardíaco es casi nula.

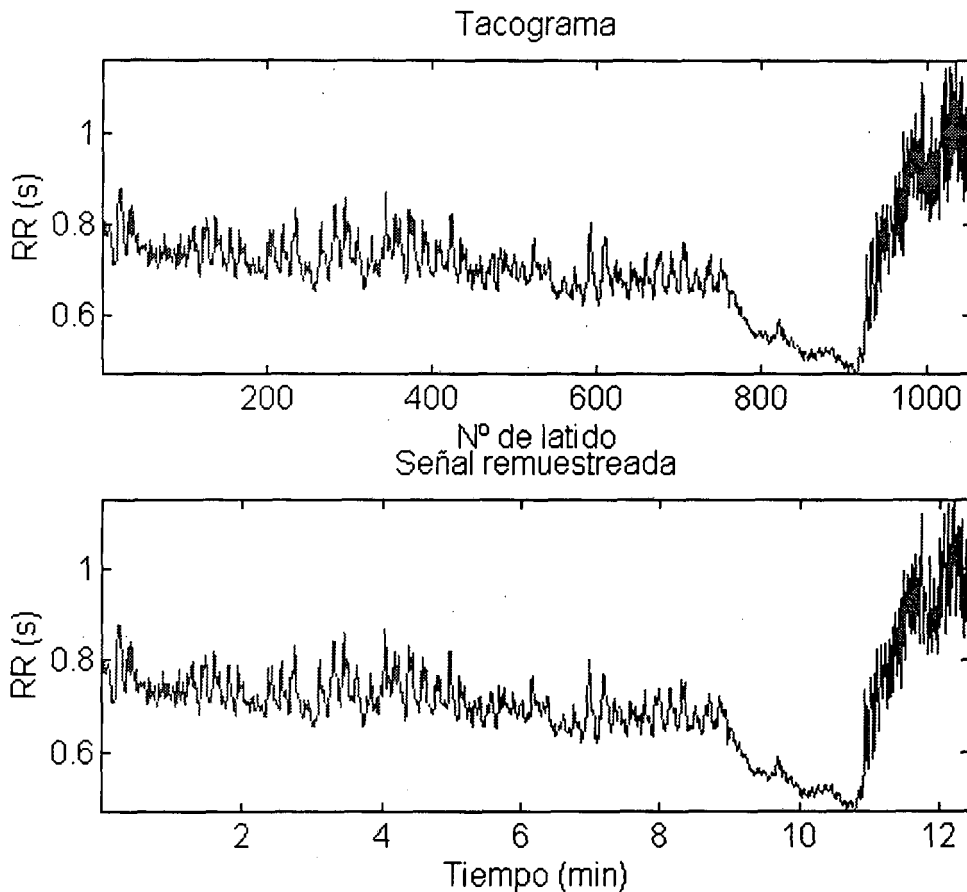


Figura 4.14 Tacograma y señal remuestreada de un registro de ejercicio.

En la figura 4.16 se muestran las potencias normalizadas para cada una de las bandas. Se debe tener en cuenta que el eje de abscisas es logarítmico. Un análisis rápido de las gráficas permite concluir que durante el esfuerzo máximo la potencia en la banda HF disminuye y el índice LF/HF aumenta (supresión vagal) mientras que durante la recuperación aumenta la potencia en HF, disminuye la potencia en LF y por lo tanto disminuye el índice LF/HF. Éste último proceso indica que tanto el sistema parasimpático como el simpático se ven afectados.

c) Análisis de un registro ambulatorio de 24 horas

El último ejemplo que se muestra es el de un registro ambulatorio de 24 horas. Emplearemos únicamente el tacograma ya que cabe esperar que la mayoría de osciladores que modulan la señal RR sean endógenos. Por otro lado, el tamaño de la ventana de análisis es mayor (300 muestras). El interés del análisis espectral variante con el tiempo en un registro ambulatorio es el de mostrar los cambios que aparecen a lo largo de un día entero y realizar comparaciones entre el periodo diurno y nocturno. Asimismo, durante la noche se pueden detectar períodos de sueño profundo y estados REM.

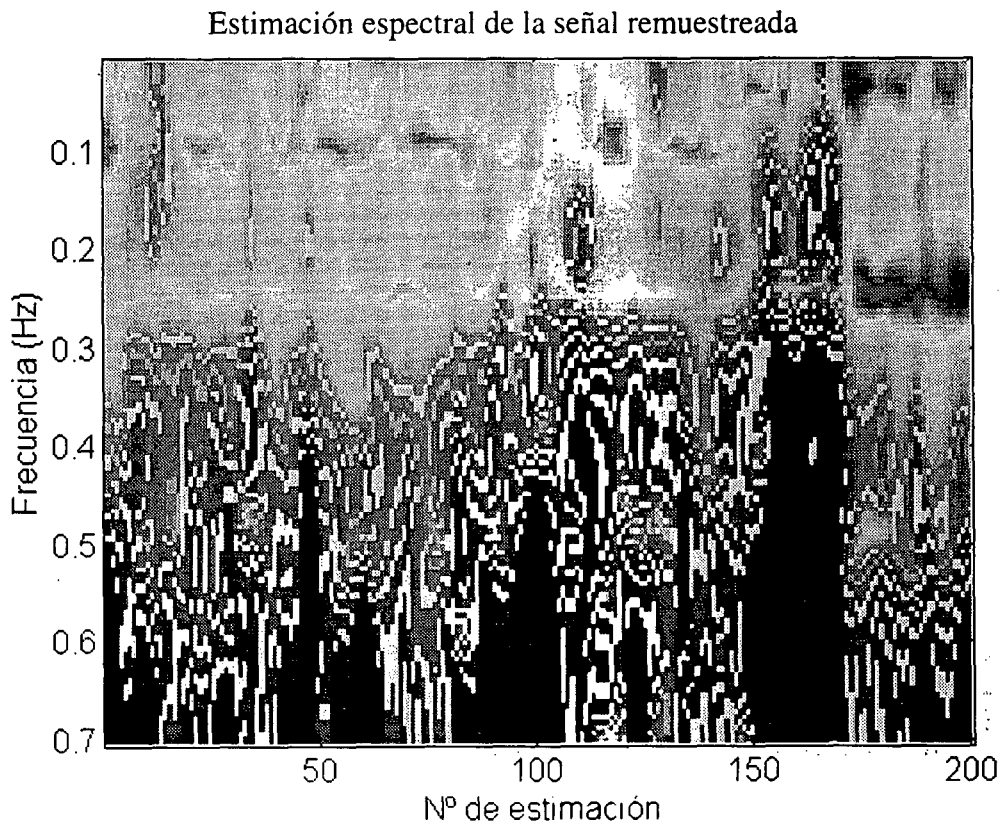
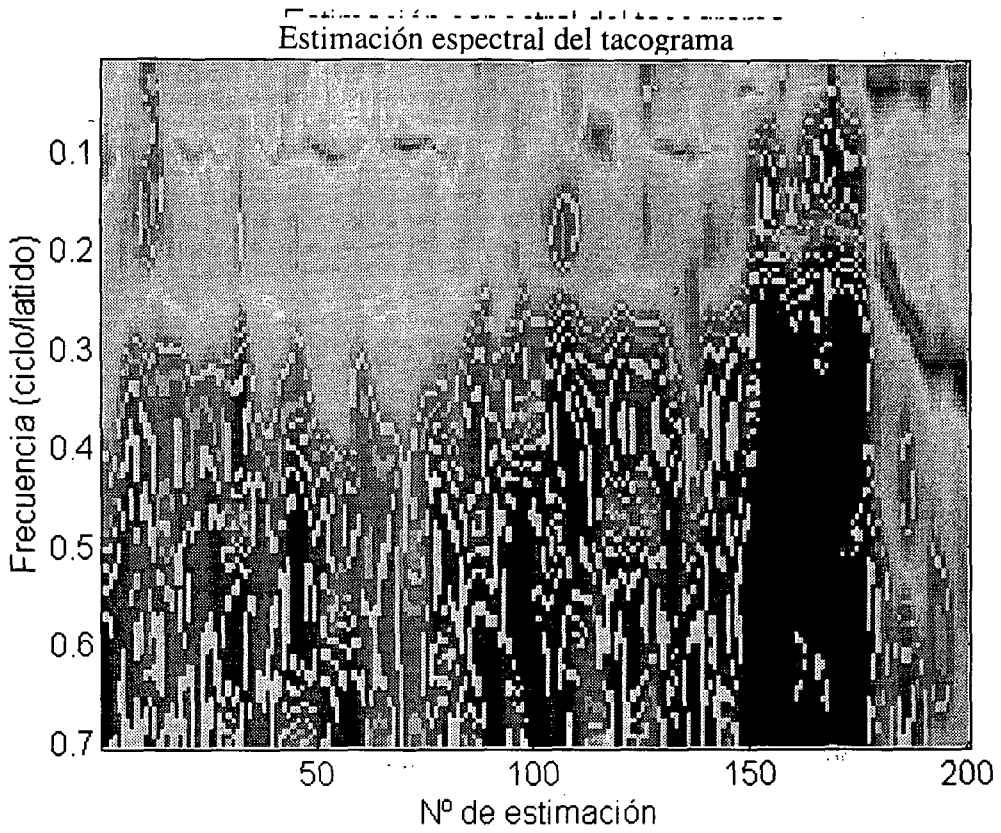


Figura 4.15 Estimaciones espectrales variantes con el tiempo para el tacograma y la señal remuestreada.

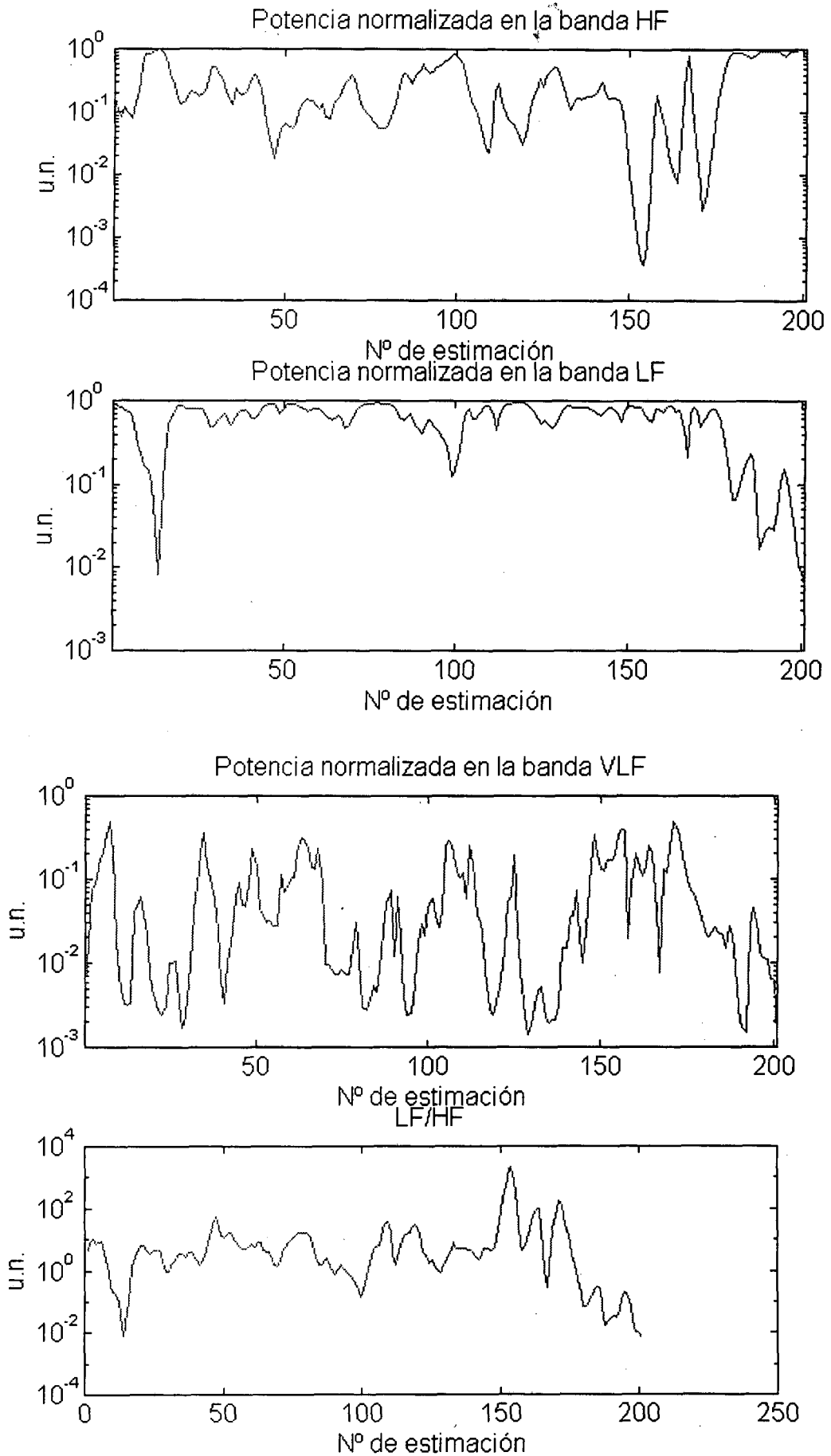


Figura 4.16 Potencia normalizada para las diversas bandas e índice LF/HF.

En la figura 4.17 se muestra el tacograma. Obsérvese que durante el periodo nocturno (hacia el final del registro) el ritmo cardíaco es sensiblemente inferior. En la figura 4.18 se representa la estimación espectral variante en el tiempo. Obsérvese la gran predominancia en casi todo el registro de la potencia de las bandas VLF y LF. Únicamente durante el periodo nocturno aparece (y de forma esporádica) un mayor predominio de la banda HF.

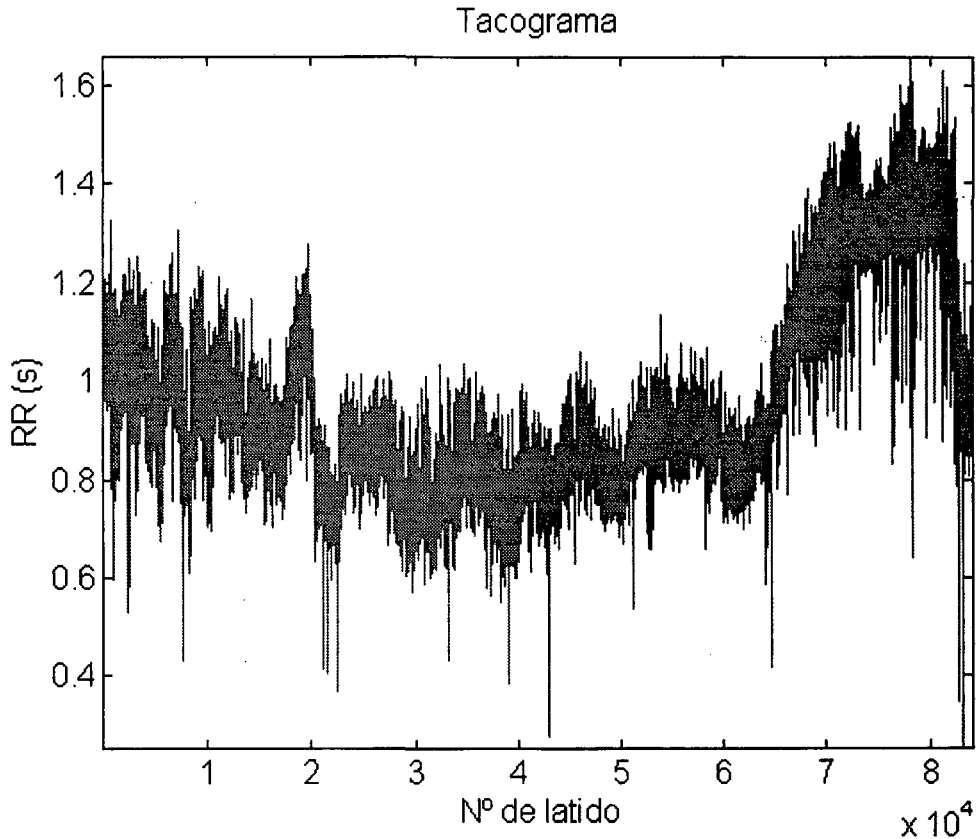


Figura 4.17 Tacograma de un registro ambulatorio de 24 horas de duración.

En la figura 4.19 se muestran las potencias en las distintas bandas. Durante el período diurno, las bandas LF y VLF son las que dominan, mientras que durante el período nocturno se dan casos de preponderancia de la banda HF (indicada sobre todo por un descenso acusado del índice LF/HF). Además, tras períodos de dominio vagal (asociado a sueño profundo [Somers et al., 1993]) suelen ocurrir activaciones simpáticas que se caracterizan por un aumento del ritmo cardíaco medio y un aumento en la banda VLF y LF (fase REM). En la figura 4.20 se muestra un detalle del registro durante el periodo de sueño. En la figura 4.21 se representa la estimación espectral variante con el tiempo de este periodo donde se observan las sucesivas activaciones vagales y simpáticas reconocibles por descensos y aumentos del contenido en la banda de baja frecuencia. En el capítulo 7 se presentarán más resultados sobre registros ambulatorios que coinciden con los presentados aquí.

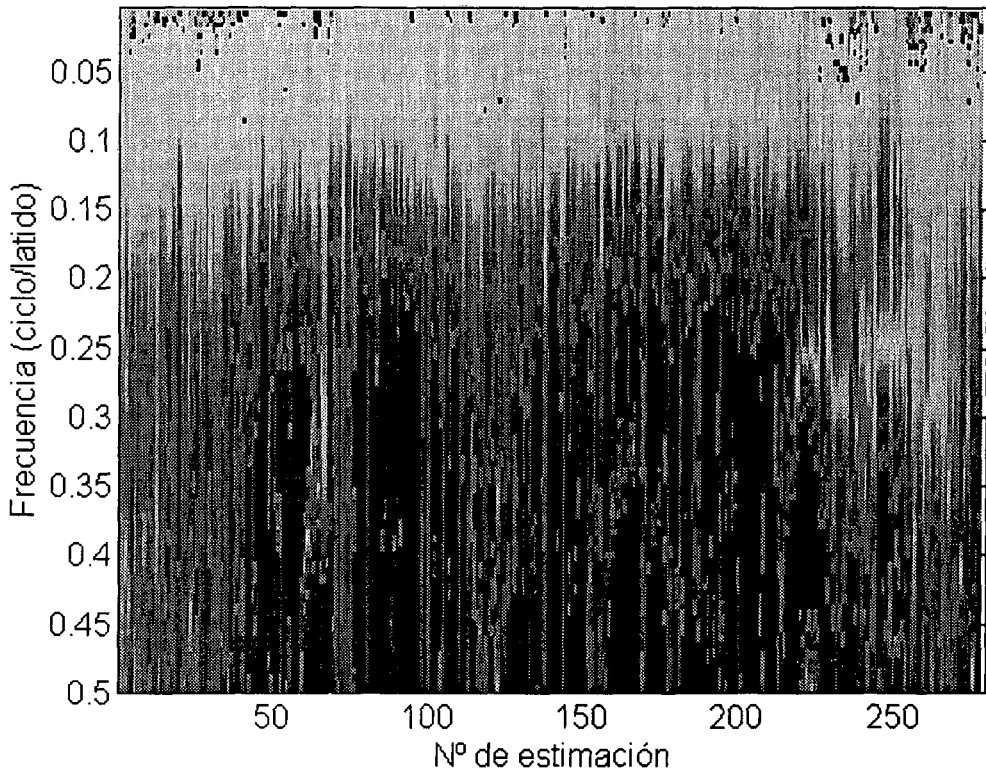


Figura 4.18 Estimación espectral de un registro ambulatorio de 24 horas.

4.1.3 Conclusiones

Los métodos espectrales variantes con el tiempo han demostrado ser muy útiles en la determinación de variaciones de frecuencia y en la caracterización de registros no estacionarios. Sin embargo, aunque pueden detectarse variaciones en la potencia de la señal, estos métodos no son muy aconsejables para la cuantificación de potencia de las señales ya que por simulación aparecen variaciones que pueden causar errores de cuantificación. A pesar de ello, estos métodos pueden ser aplicados en una primera aproximación ya que su complejidad de cálculo es baja y dan excelentes resultados en la detección de picos espectrales. Si el interés reside en una determinación exacta de la variación de la potencia de la señal con el tiempo se requerirán métodos más sofisticados como los que se presentarán en la siguiente sección: las distribuciones tiempo-frecuencia.

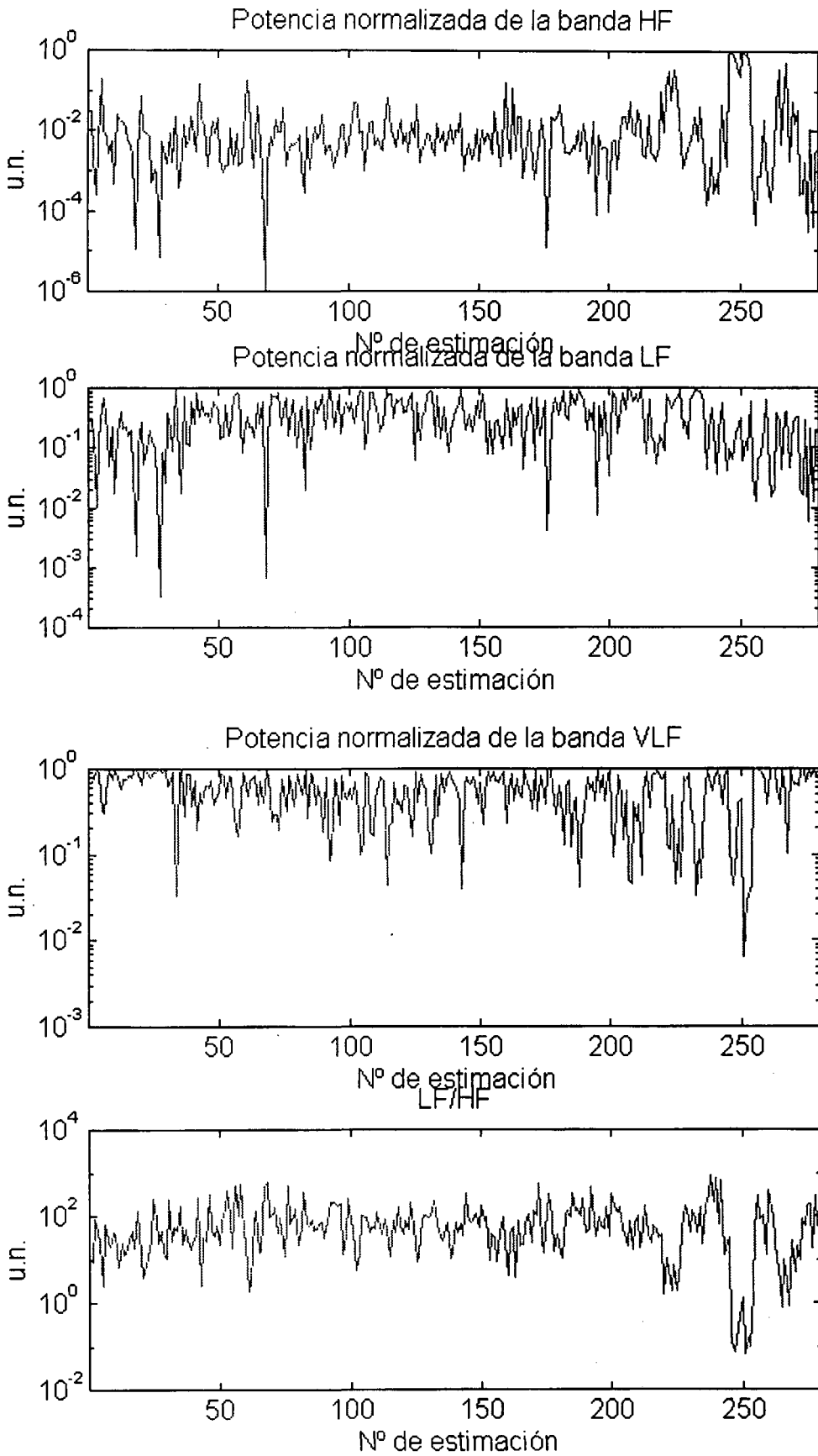


Figura 4.19 Potencia en las diferentes bandas e índice LF/HF en un registro ambulatorio de 24 horas.

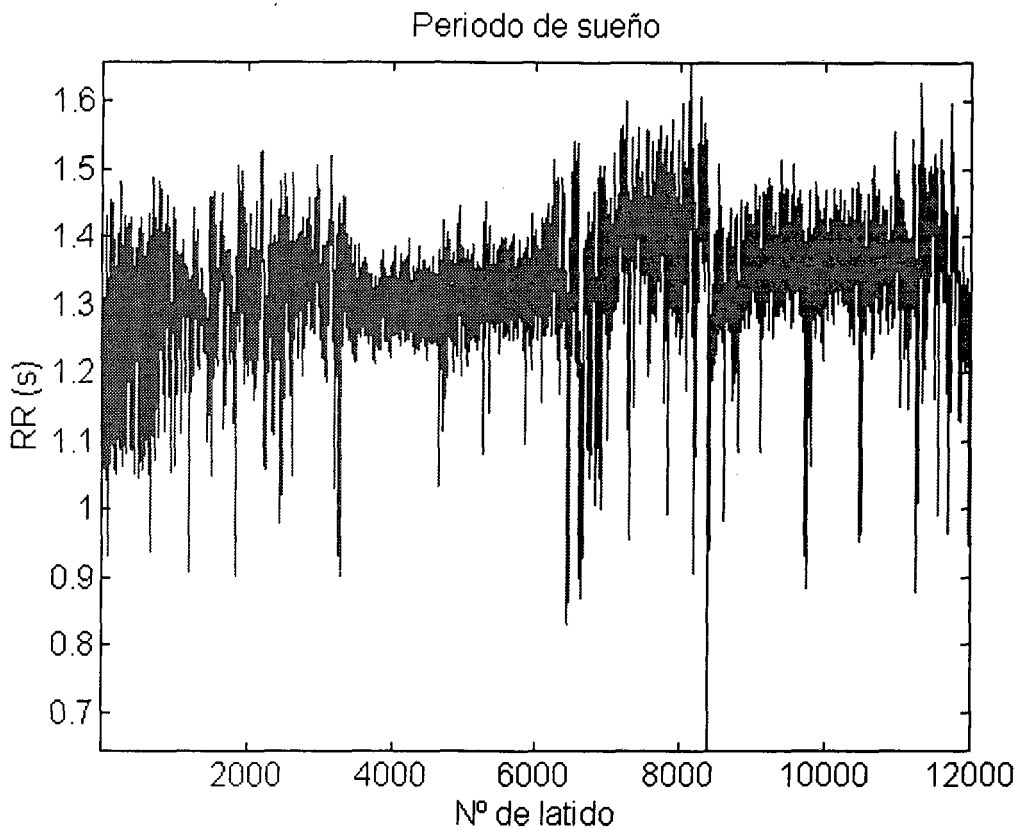


Figura 4.20 Tacograma durante un periodo de sueño.

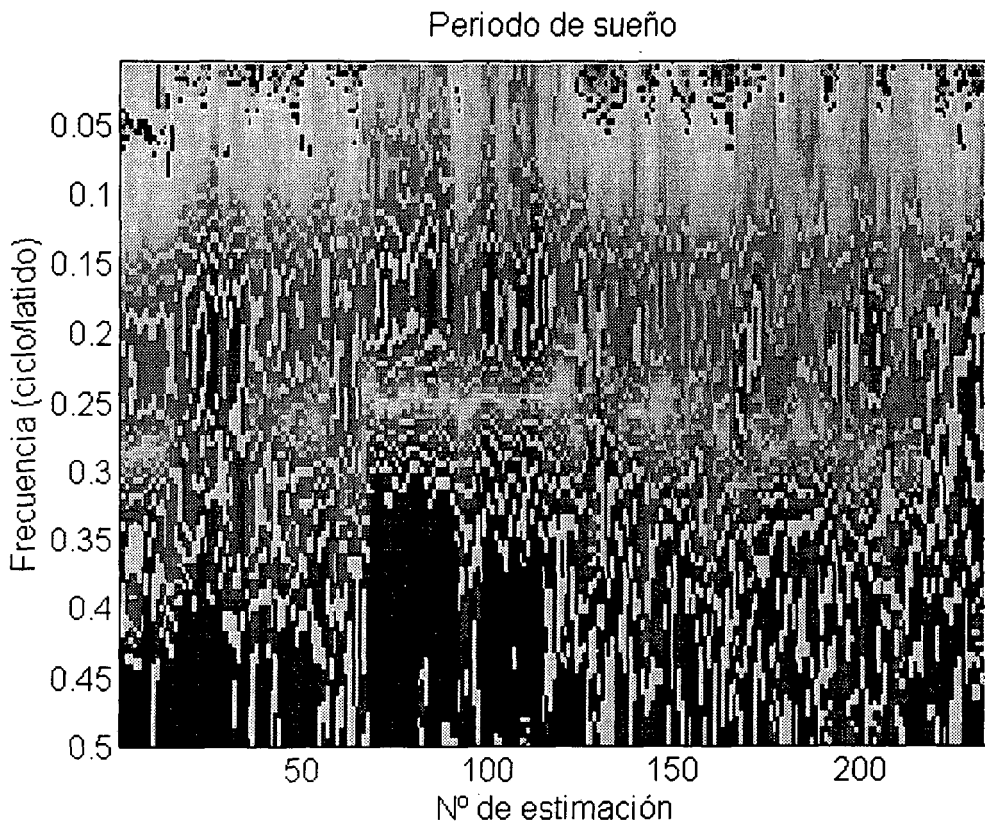


Figura 4.21 Estimación espectral variante con el tiempo durante el sueño.

4.2 Representaciones tiempo-frecuencia

El principal problema de la estimación espectral variante con el tiempo mediante métodos autorregresivos es su deficiente estimación de la potencia de la señal. En [Pola et al., 1996] se cita que estos métodos ofrecen malos resultados en señales simuladas tal y como hemos comprobado en la sección anterior. No obstante, sirven para discernir la variación en frecuencia de alguno de los osciladores. Si se desea una cuantificación mejor de la potencia instantánea de la señal y de sus componentes espectrales respecto al tiempo se requiere el uso de métodos espectro-temporales más complejos. Estos métodos utilizan transformaciones matemáticas, similares a la transformada de Fourier, que suelen conocerse como representaciones tiempo-frecuencia.

Esta sección se dividirá en cuatro apartados. En el apartado primero se introducirán las representaciones tiempo-frecuencia. A continuación se cuantificará la bondad de estas representaciones en señales sintéticas. Posteriormente se aplicarán a registros de variabilidad del ritmo cardíaco. Por último se extraerán conclusiones sobre el empleo de estos métodos en series RR.

4.2.1 Propiedades de las representaciones tiempo-frecuencia

Las transformadas tiempo-frecuencia muestran cómo el contenido espectral de la señal a analizar cambia con el tiempo. Son extensiones de la transformada de Fourier que representan una superficie sobre el llamado plano tiempo-frecuencia. Las representaciones tiempo-frecuencia más utilizadas (y en las cuales nos centraremos) son las cuadráticas. Las propiedades deseables de toda representación tiempo-frecuencia son:

-La integral en todo el plano tiempo-frecuencia de la representación debe ser igual a la energía total de la señal.

-La integral en el eje temporal debe dar el espectro de potencia de la señal mientras que la integral en el eje frecuencial debe dar la potencia instantánea de la señal. Ambas integrales son conocidas como los marginales de la representación tiempo-frecuencia.

-La representación debe ser real y, a ser posible, definida positiva.

-Sea $P(t,f)$ la representación tiempo-frecuencia de la señal $s(t)$. Entonces, la representación de $s(t-t_0)$ debe ser $P(t-t_0,f)$ y la representación de $s(t)e^{j2\pi f_0 t}$ debe ser $P(t,f-f_0)$.

Otras propiedades que interesa que posean las representaciones tiempo-frecuencia son:

- El valor medio de la frecuencia en un instante determinado debe coincidir con la frecuencia instantánea de la señal. El valor medio del tiempo debe coincidir con el retardo de grupo de la señal.

- Si no hay señal fuera del intervalo temporal $[t_1, t_2]$, entonces $P(t, f)$ debe ser nula fuera de dicho intervalo. Similarmente, si no hay componentes espectrales fuera del intervalo frecuencial $[f_1, f_2]$, entonces $P(t, f)$ debe ser nula fuera de dicho intervalo.

-La representación de la señal $\sqrt{a} s(at)$ debe ser $P(at, f/a)$.

-Si $y(t)$ es la convolución de $x(t)$ y $h(t)$, su representación debe ser el producto de las representaciones de $x(t)$ y $h(t)$. Si $y(t)$ es el producto de $x(t)$ y $h(t)$ entonces su representación es la convolución frecuencial de las representaciones de $x(t)$ y $h(t)$.

-Si $x_1(t)=s(t)$ tiene por representación $P_1(t, f)$ y $x_2(t)=S(t)$, donde $S(f)$ es la transformada de Fourier de $s(t)$, se debe cumplir que $P_2(t, f)=P_1(-f, t)$.

-El producto escalar de dos representaciones debe ser igual al producto de las energías de las dos señales.

Uno de los problemas principales que poseen las representaciones cuadráticas es la aparición de términos cruzados debido a batidos de frecuencia. Dichos términos deberían ser nulos en una representación tiempo-frecuencia ideal. Para intentar eliminarlos se opta por modificar las representaciones empleando ventanas espectro-temporales adecuadas.

Hay un gran número de representaciones tiempo-frecuencia. Las que emplearemos en esta sección serán:

1. Espectrograma
2. Choi-Williams
3. Margenau-Hill
4. Page
5. SPWVD (pseudo-distribución de Wigner-Ville suavizada)
6. Wigner-Ville
7. MSTFT (espectrograma modificado)
8. MSPWVD (pseudo-distribución de Wigner-Ville suavizada y modificada)

Una mayor información sobre cada una de estas (y otras) representaciones y sus propiedades matemáticas y formulaciones puede encontrarse en [Boudreaux et al, 1995].

4.2.2 Representaciones espectro-temporales de señales sintéticas

A continuación se van a repetir las mismas simulaciones que se realizaron con los métodos espectrales variantes con el tiempo (apartado 4.1.1). En principio se pueden esperar unos resultados similares en cuanto a la localización de frecuencia pero mucho mejores en el caso de la evaluación de la potencia de los picos espectrales [Pola et al., 1996]. Los factores que variarán en cada una de las simulaciones serán el tamaño de la ventana y el tipo de representación.

Primera simulación

Se han simulado, nuevamente, senoides con frecuencias de 0,02 Hz, 0,1 Hz y 0,15 Hz. Para cada caso en concreto se ha calculado la media y desviación estándar de la frecuencia estimada así como el parámetro V definido en (4.1). En la tabla 4.15 se muestran los resultados de la detección de frecuencia para una senoide de 0,02 Hz. En la tabla 4.16 se muestran los resultados del parámetro V para la misma señal. En las tablas 4.17 y 4.19 se muestran los resultados de la detección de frecuencia para las senoides de 0,1 Hz y 0,15 Hz respectivamente mientras que en las tablas 4.18 y 4.20 se muestran los resultados del parámetro V.

| Longitud de la ventana | 16 | | 32 | | 64 | | 128 | |
|------------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|
| | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) |
| Espectrograma | 0 | 0 | 30 | 0 | 16 | 0 | 23 | 2 |
| Choi-Williams | 31 | 0 | 16 | 1 | 22 | 3 | 20 | 1 |
| Margenau-Hill | 31 | 0 | 16 | 0 | 22 | 3 | 20 | 0 |
| Page | 32 | 4 | 16 | 4 | 23 | 26 | 20 | 3 |
| SPWVD | 31 | 0 | 16 | 1 | 22 | 3 | 20 | 1 |
| Wigner-Ville | 31 | 3 | 17 | 12 | 22 | 3 | 21 | 25 |
| MSTFT | 33 | 69 | 26 | 19 | 16 | 9 | 24 | 8 |
| MSPWVD | 37 | 50 | 20 | 39 | 26 | 47 | 26 | 47 |

Tabla 4.15 Resultados de la simulación para la media y la desviación estándar de la frecuencia estimada cuando se emplea una senoide de 0,02 Hz (VLF).

| Longitud de la ventana | 16 | | 32 | | 64 | | 128 | |
|------------------------|-------|--|-------|--|-------|--|-------|--|
| | V (%) | | V (%) | | V (%) | | V (%) | |
| Espectrograma | 8 | | 4 | | 5 | | 0 | |
| Choi-Williams | 7 | | 7 | | 4 | | 1 | |
| Margenau-Hill | 7 | | 7 | | 5 | | 4 | |
| Page | 7 | | 7 | | 5 | | 4 | |
| SPWVD | 6 | | 7 | | 3 | | 1 | |
| Wigner-Ville | 7 | | 7 | | 3 | | 1 | |
| MSTFT | 96 | | 135 | | 15 | | 10 | |
| MSPWVD | 6 | | 8 | | 20 | | 1 | |

Tabla 4.16 Resultados para el índice V cuando se simula una senoide de 0,02 Hz (VLF).

Obsérvese que para la senoide de 0,02 Hz se detecta mejor la frecuencia de oscilación (compárese la tabla 4.15 con la tabla 4.1) sobre todo cuando se emplean ventanas largas. En este caso, las representaciones SPWD, Choi-Williams y Margenau-Hill se comportan excelentemente. Por otro lado, la tabla 4.16 pone de manifiesto que la potencia de la señal evaluada por cada representación varía muy poco a lo largo del

registro (recuérdese que con métodos espectrales variantes con el tiempo esto no sucedía). En especial, el espectrograma, Choi-Williams, la SPWVD, la MSPWVD y Wigner-Ville tienen un comportamiento muy bueno. En cambio, la MSTFT no cumple las expectativas.

| Longitud de la ventana | 16 | | 32 | | 64 | | 128 | |
|------------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|
| | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) |
| Espectrograma | 113 | 25 | 94 | 0 | 94 | 0 | 102 | 0 |
| Choi-Williams | 93 | 7 | 93 | 6 | 101 | 6 | 100 | 6 |
| Margenau-Hill | 93 | 7 | 94 | 2 | 101 | 1 | 101 | 1 |
| Page | 96 | 16 | 99 | 19 | 100 | 21 | 99 | 20 |
| SPWVD | 93 | 4 | 93 | 5 | 101 | 5 | 101 | 5 |
| Wigner-Ville | 94 | 11 | 95 | 21 | 101 | 23 | 102 | 23 |
| MSTFT | 117 | 26 | 95 | 11 | 92 | 12 | 100 | 13 |
| MSPWVD | 95 | 22 | 94 | 9 | 101 | 9 | 102 | 23 |

Tabla 4.17 Resultados de la simulación para la media y la desviación estándar de la frecuencia estimada cuando se emplea una senoide de 0,1 Hz (LF).

| Longitud de la ventana | 16 | 32 | 64 | 128 |
|------------------------|-------|-------|-------|-------|
| | V (%) | V (%) | V (%) | V (%) |
| Espectrograma | 2 | 0 | 0 | 0 |
| Choi-Williams | 10 | 5 | 3 | 1 |
| Margenau-Hill | 13 | 11 | 11 | 11 |
| Page | 14 | 11 | 11 | 11 |
| SPWVD | 1 | 0 | 0 | 0 |
| Wigner-Ville | 10 | 0 | 0 | 0 |
| MSTFT | 23 | 4 | 0 | 6 |
| MSPWVD | 13 | 1 | 1 | 5 |

Tabla 4.18 Resultados para el índice V cuando se simula una senoide de 0,1 Hz (LF).

En el caso de la senoide de 0,1 Hz, nuevamente tenemos excelentes resultados tanto para la localización de la frecuencia como para la evaluación de su potencia. Obsérvese que el valor de V para una ventana grande es muy reducido (sobre todo para el espectrograma y las representaciones SPWVD y Wigner-Ville). Idénticos resultados se obtienen para la senoide de 0,25 Hz. Por lo tanto, a raíz de los resultados cabe enunciar esta regla: **si se desea analizar un registro donde presumiblemente hay una señal de frecuencia constante se debe emplear un tamaño de ventana grande. Respecto al tipo de representación se aconsejan: Espectrograma, Choi-Williams, SPWVD o Wigner-Ville.** Por comparación con las tablas de la anterior sección, está claro que los métodos espectro-temporales superan ampliamente a los métodos espectrales variantes con el tiempo en el caso de una señal monocomponente, sobre todo en la estimación de la potencia de la señal.

| Longitud de la ventana | 16 | | 32 | | 64 | | 128 | |
|------------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|-------------|---------------------|
| Distribución | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) | Media (mHz) | Desv. Estand. (mHz) |
| Espectrograma | 243 | 40 | 243 | 43 | 248 | 20 | 250 | 0 |
| Choi-Williams | 243 | 41 | 243 | 42 | 243 | 41 | 243 | 41 |
| Margenau-Hill | 243 | 40 | 243 | 43 | 248 | 20 | 250 | 0 |
| Page | 242 | 41 | 242 | 40 | 241 | 43 | 240 | 46 |
| SPWVD | 242 | 45 | 242 | 44 | 243 | 41 | 242 | 44 |
| Wigner-Ville | 242 | 42 | 242 | 41 | 243 | 39 | 243 | 39 |
| MSTFT | 249 | 21 | 246 | 34 | 240 | 49 | 226 | 73 |
| MSPWVD | 245 | 39 | 248 | 33 | 245 | 42 | 243 | 41 |

Tabla 4.19 Resultados de la simulación para la media y la desviación estándar de la frecuencia estimada cuando se emplea una senoide de 0,25 Hz (HF).

| Longitud de la ventana | 16 | 32 | 64 | 128 |
|------------------------|-------|-------|-------|-------|
| Distribución | V (%) | V (%) | V (%) | V (%) |
| Espectrograma | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Choi-Williams | 7 | 4 | 2 | 1 |
| Margenau-Hill | 17 | 17 | 17 | 17 |
| Page | 18 | 18 | 18 | 18 |
| SPWVD | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Wigner-Ville | 0 | 0 | 0 | 0 |
| MSTFT | 0 | 0 | 0 | 7 |
| MSPWVD | 0 | 0 | 0 | 0 |

Tabla 4.20 Resultados para el índice V cuando se simula una senoide de 0,25 Hz (HF).

Segunda simulación

El objetivo de esta segunda simulación es mostrar en qué grado depende la estimación de la potencia de la señal con la frecuencia. Para ello se ha realizado la misma simulación que con los métodos espectrales variantes con el tiempo. Los resultados se han expresado mediante el parámetro HFC/LFC. Nuevamente se han probado las combinaciones de las frecuencias 0,0180 Hz, 0,1043 Hz y 0,2236 Hz. En las tablas 4.21, 4.22 y 4.23 se muestran los resultados para las diferentes combinaciones de frecuencia. Obsérvese que los resultados son satisfactorios: **nuevamente, escogiendo una ventana grande se obtiene una media del parámetro HFC/LFC próxima a 1 en todas las representaciones** (quizá con la excepción de la MSPWVD, Wigner-Ville y Page). Por lo tanto, la norma de escoger un tamaño de la ventana grande sigue siendo válida. Recuérdese que en el caso de los métodos espectrales variantes con el tiempo, el resultado dependía fuertemente del tamaño de ventana y de las frecuencias presentes. Para las representaciones tiempo-frecuencia se aseguran buenos resultados con una

ventana de 128 muestras. Por lo tanto, estas representaciones no sobrestiman ninguna componente en especial.

| Longitud de la ventana | 16 | | 32 | | 64 | | 128 | |
|------------------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|
| | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. |
| Espectrograma | 0,97 | 0,12 | 0,90 | 0,01 | 0,99 | 0,00 | 1,03 | 0,00 |
| Choi-Williams | 1,02 | 0,27 | 1,00 | 0,08 | 1,01 | 0,05 | 0,99 | 0,02 |
| Margenau-Hill | 0,99 | 0,06 | 1,00 | 0,00 | 1,00 | 0,00 | 1,00 | 0,00 |
| Page | 0,48 | 6,41 | 0,75 | 1,15 | 0,90 | 4,66 | 1,37 | 3,38 |
| SPWVD | 0,97 | 0,02 | 1,00 | 0,00 | 1,01 | 0,00 | 0,99 | 0,00 |
| Wigner-Ville | 1,10 | 0,52 | 1,03 | 0,41 | 1,05 | 0,30 | 1,00 | 0,15 |
| MSTFT | 1,06 | 0,46 | 1,00 | 0,08 | 1,00 | 0,00 | 1,00 | 0,01 |
| MSPWVD | 1,05 | 0,29 | 1,02 | 0,02 | 1,02 | 0,02 | 1,00 | 0,01 |

Tabla 4.21 Resultados de HFC/LFC para senoides de 0,1043 y 0,2236 Hz.

| Longitud de la ventana | 16 | | 32 | | 64 | | 128 | |
|------------------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|
| | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. |
| Espectrograma | 2,21 | 1,59 | 0,82 | 0,18 | 1,10 | 0,09 | 1,07 | 0,01 |
| Choi-Williams | 0,96 | 0,34 | 1,04 | 0,34 | 1,02 | 0,25 | 0,98 | 0,05 |
| Margenau-Hill | 0,97 | 0,15 | 1,00 | 0,15 | 1,00 | 0,09 | 0,99 | 0,01 |
| Page | 0,60 | 3,93 | 0,87 | 1,12 | 0,46 | 9,40 | 1,06 | 0,52 |
| SPWVD | 0,94 | 0,27 | 1,03 | 0,31 | 1,02 | 0,23 | 0,97 | 0,03 |
| Wigner-Ville | 0,94 | 0,29 | 1,03 | 0,33 | 1,02 | 0,24 | 0,97 | 0,04 |
| MSTFT | 1,62 | 1,47 | 0,34 | 0,26 | 0,89 | 0,24 | 0,98 | 0,14 |
| MSPWVD | 0,71 | 0,35 | 1,00 | 0,39 | 0,84 | 0,34 | 0,83 | 0,17 |

Tabla 4.22 Resultados de HFC/LFC para senoides de 0,0180 y 0,2236 Hz.

| Longitud de la ventana | 16 | | 32 | | 64 | | 128 | |
|------------------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|
| | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. | Media | Desv. Estand. |
| Espectrograma | 1,55 | 1,12 | 0,95 | 0,33 | 1,13 | 0,26 | 1,04 | 0,03 |
| Choi-Williams | 0,25 | 5,52 | 1,06 | 0,44 | 1,04 | 0,33 | 1,00 | 0,09 |
| Margenau-Hill | 0,99 | 0,22 | 1,01 | 0,20 | 1,01 | 0,12 | 0,99 | 0,01 |
| Page | 1,15 | 2,20 | -0,85 | 13,0 | 0,60 | 4,07 | 1,08 | 0,67 |
| SPWVD | 1,01 | 0,37 | 1,06 | 0,41 | 1,04 | 0,31 | 1,00 | 0,06 |
| Wigner-Ville | 0,60 | 7,65 | 1,04 | 0,40 | 1,04 | 0,32 | 1,00 | 0,07 |
| MSTFT | 2,85 | 6,49 | 0,32 | 0,34 | 0,89 | 0,43 | 0,97 | 0,26 |
| MSPWVD | 0,74 | 0,63 | 1,02 | 0,50 | 0,83 | 0,39 | 0,81 | 0,17 |

Tabla 4.23 Resultados de HFC/LFC para senoides de 0,0180 y 0,1043 Hz.

Tercera simulación

La tercera simulación tiene por objeto observar si las representaciones espectro-temporales son capaces de seguir una variación de frecuencia. Se han escogido las mismas señales "chirp" que con los métodos espectrales variantes con el tiempo (véase la tabla 4.10). En las tablas 4.24, 4.25, 4.26 y 4.27 se reproducen los resultados. Recuérdese que el parámetro α viene dado en ($\text{Hz}^2 \times 10^4$), SD está expresado en milihercios y V es adimensional. Si se escoge una ventana grande, todas las representaciones dan buenos resultados respecto a α , SD y V (con la excepción de la MSTFT) y estos resultados son superiores a los que daban los métodos espectrales variantes con el tiempo (sobre todo en cuanto al parámetro V se refiere). Especialmente, se comportan muy bien el espectrograma y las representaciones Choi-Williams, SPWVD y Wigner-Ville.

| Longitud de la ventana | 16 | | | 32 | | | 64 | | | 128 | | |
|------------------------|------|----|------|------|----|------|------|----|------|------|----|------|
| | · | SD | V | · | SD | V | · | SD | V | · | SD | V |
| Espectrograma | 0,69 | 28 | 0,66 | 1,08 | 12 | 0,56 | 1,05 | 5 | 0,18 | 1,00 | 2 | 0,08 |
| Choi-Williams | 0,96 | 10 | 0,10 | 0,94 | 4 | 0,11 | 1,02 | 2 | 0,07 | 1,01 | 1 | 0,05 |
| Margenau-Hill | 0,98 | 10 | 0,11 | 0,94 | 4 | 0,10 | 1,02 | 2 | 0,08 | 1,00 | 1 | 0,06 |
| Page | 0,96 | 10 | 0,11 | 0,92 | 4 | 0,11 | 1,02 | 2 | 0,09 | 1,00 | 1 | 0,09 |
| SPWVD | 0,98 | 10 | 0,10 | 0,94 | 4 | 0,10 | 1,02 | 2 | 0,07 | 1,01 | 1 | 0,05 |
| Wigner-Ville | 0,96 | 10 | 0,11 | 0,93 | 4 | 0,11 | 1,02 | 2 | 0,07 | 1,01 | 1 | 0,05 |
| MSTFT | 1,19 | 41 | 1,08 | 0,89 | 12 | 1,15 | 0,99 | 5 | 0,32 | 1,00 | 2 | 0,28 |
| MSPWVD | 0,98 | 10 | 0,16 | 0,93 | 4 | 0,17 | 1,02 | 2 | 0,13 | 1,01 | 1 | 0,20 |

Tabla 4.24 Resultados para la señal A. Los valores ideales son $\cdot=1$, SD=0 y V=0.

| Longitud de la ventana | 16 | | | 32 | | | 64 | | | 128 | | |
|------------------------|------|----|------|------|----|------|------|----|------|------|----|------|
| | · | SD | V | · | SD | V | · | SD | V | · | SD | V |
| Espectrograma | 1,31 | 27 | 0,44 | 1,13 | 8 | 0,10 | 0,96 | 4 | 0,09 | 1,01 | 2 | 0,08 |
| Choi-Williams | 1,12 | 8 | 0,06 | 0,99 | 4 | 0,04 | 1,01 | 2 | 0,03 | 1,00 | 1 | 0,03 |
| Margenau-Hill | 1,12 | 8 | 0,06 | 0,99 | 4 | 0,05 | 1,01 | 2 | 0,04 | 1,00 | 1 | 0,04 |
| Page | 1,13 | 8 | 0,07 | 1,00 | 4 | 0,05 | 0,99 | 2 | 0,04 | 1,00 | 1 | 0,04 |
| SPWVD | 1,12 | 8 | 0,05 | 0,99 | 4 | 0,04 | 1,01 | 2 | 0,03 | 1,00 | 1 | 0,03 |
| Wigner-Ville | 1,12 | 8 | 0,07 | 0,99 | 4 | 0,04 | 1,01 | 2 | 0,03 | 1,00 | 1 | 0,03 |
| MSTFT | 0,61 | 24 | 1,09 | 1,15 | 8 | 0,23 | 0,96 | 4 | 0,14 | 1,01 | 2 | 0,26 |
| MSPWVD | 1,12 | 8 | 0,10 | 0,99 | 4 | 0,11 | 1,01 | 2 | 0,07 | 1,00 | 1 | 0,12 |

Tabla 4.25 Resultados para la señal B. Los valores ideales son $\cdot=1$, SD=0 y V=0.

| Longitud de la ventana | 16 | | | 32 | | | 64 | | | 128 | | |
|------------------------|------|----|------|------|----|------|------|----|------|------|----|------|
| | · | SD | V | · | SD | V | · | SD | V | · | SD | V |
| Espectrograma | 5,38 | 19 | 0,12 | 5,00 | 9 | 0,09 | 5,01 | 5 | 0,07 | 5,00 | 2 | 0,01 |
| Choi-Williams | 4,97 | 9 | 0,03 | 5,03 | 5 | 0,02 | 5,00 | 2 | 0,02 | 5,00 | 1 | 0,02 |
| Margenau-Hill | 4,98 | 9 | 0,04 | 5,02 | 5 | 0,03 | 5,00 | 2 | 0,03 | 5,00 | 1 | 0,03 |
| Page | 4,94 | 9 | 0,04 | 5,02 | 5 | 0,03 | 5,00 | 2 | 0,03 | 5,00 | 1 | 0,03 |
| SPWVD | 4,97 | 9 | 0,03 | 5,02 | 5 | 0,03 | 5,00 | 2 | 0,03 | 5,00 | 1 | 0,02 |
| Wigner-Ville | 4,98 | 9 | 0,04 | 5,03 | 5 | 0,03 | 5,00 | 2 | 0,03 | 5,00 | 1 | 0,03 |
| MSTFT | 5,30 | 19 | 0,29 | 5,00 | 9 | 0,16 | 5,01 | 5 | 0,18 | 5,00 | 2 | 1,65 |
| MSPWVD | 4,98 | 9 | 0,11 | 5,03 | 5 | 0,17 | 5,01 | 2 | 0,25 | 5,00 | 1 | 0,08 |

Tabla 4.26 Resultados para la señal C. Los valores ideales son $\cdot=5$, $SD=0$ y $V=0$.

| Longitud de la ventana | 16 | | | 32 | | | 64 | | | 128 | | |
|------------------------|------|----|------|------|----|------|------|----|------|------|----|------|
| | · | SD | V | · | SD | V | · | SD | V | · | SD | V |
| Espectrograma | 4,83 | 19 | 0,10 | 5,02 | 9 | 0,09 | 4,99 | 4 | 0,07 | 4,99 | 2 | 0,01 |
| Choi-Williams | 5,04 | 9 | 0,05 | 4,98 | 4 | 0,04 | 5,00 | 2 | 0,03 | 5,00 | 1 | 0,02 |
| Margenau-Hill | 5,02 | 9 | 0,11 | 4,99 | 4 | 0,11 | 5,00 | 2 | 0,11 | 5,00 | 1 | 0,11 |
| Page | 5,06 | 10 | 0,11 | 5,01 | 5 | 0,11 | 5,02 | 3 | 0,11 | 5,00 | 1 | 0,11 |
| SPWVD | 5,02 | 9 | 0,03 | 4,98 | 4 | 0,03 | 5,00 | 2 | 0,03 | 5,00 | 1 | 0,02 |
| Wigner-Ville | 5,04 | 9 | 0,03 | 5,00 | 4 | 0,03 | 5,00 | 2 | 0,03 | 5,00 | 1 | 0,03 |
| MSTFT | 4,80 | 19 | 0,11 | 5,03 | 9 | 0,15 | 4,99 | 4 | 0,17 | 4,37 | 62 | 1,62 |
| MSPWVD | 5,01 | 9 | 0,10 | 4,99 | 4 | 0,17 | 5,00 | 2 | 0,25 | 5,00 | 1 | 0,07 |

Tabla 4.27 Resultados para la señal D. Los valores ideales son $\cdot=5$, $SD=0$ y $V=0$.

Cuarta simulación

A continuación se presentan los diversos diagramas de contorno y los marginales de la representación espectro-temporal de la señal representada en la figura 4.4. Recuérdese que esta simulación tiene por objetivo poner de manifiesto el comportamiento de las distintas representaciones frente a un cambio brusco de la frecuencia de la señal. En la figura 4.22 se presentan los diferentes diagramas de contorno mientras que en la figura 4.23 se presentan los marginales para cada una de las distribuciones en el caso de tener una ventana de 16 muestras. En la figura 4.24 se presentan los diagramas de contorno mientras que en la figura 4.25 se presentan los marginales cuando se utiliza una ventana de 128 muestras. Queda patente que para tener buenos resultados se debe emplear una ventana larga. Obsérvese además el buen comportamiento del espectrograma y de las representaciones Choi-Williams y SPWVD, así como la presencia de términos cruzados en la representación de Wigner-Ville. Por otro lado, la representación MSPWVD puede ser empleada para obtener una buena localización en frecuencia (obsérvese que los marginales dan unos picos muy estrechos en frecuencia pero fluctúan mucho a lo largo del tiempo).

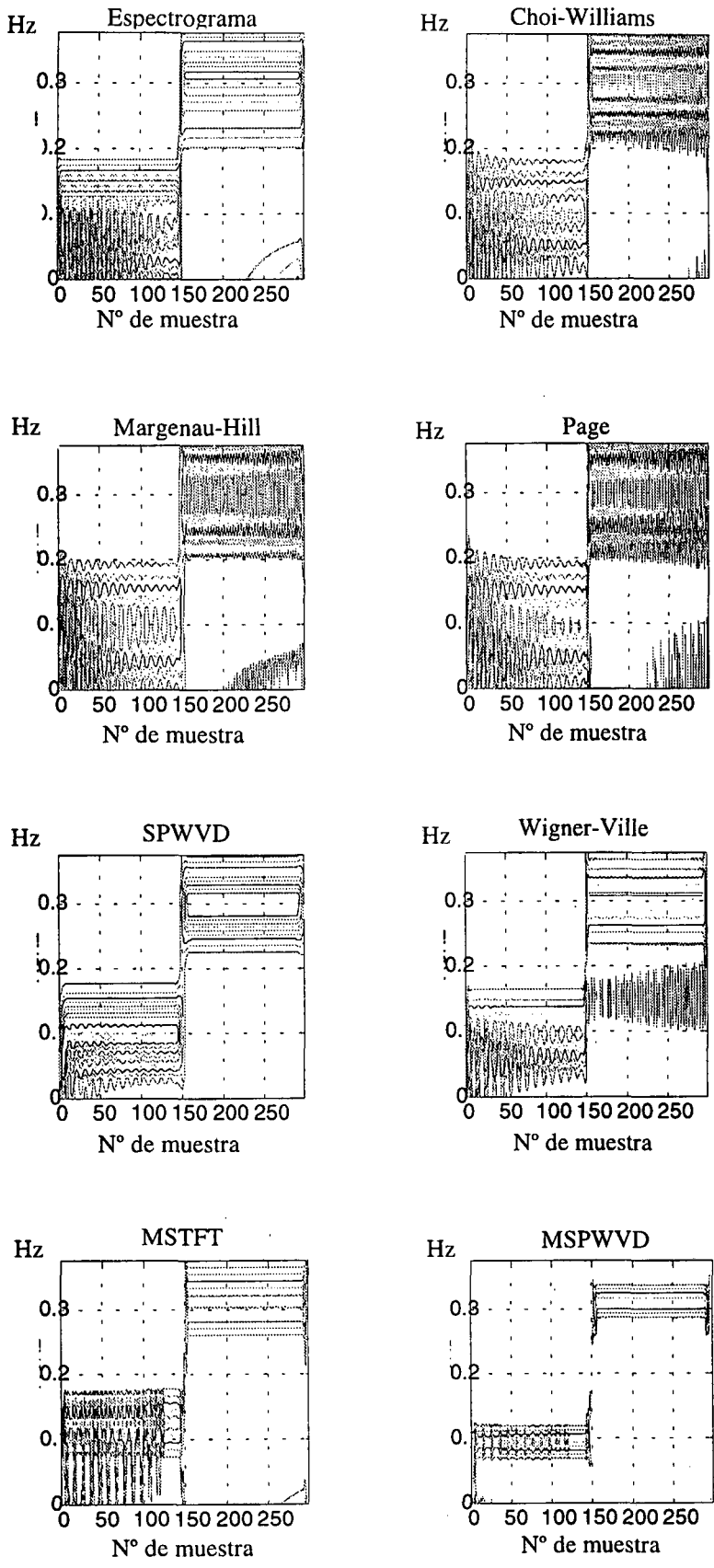


Figura 4.22 Diagramas de contorno con una ventana de 16 muestras.

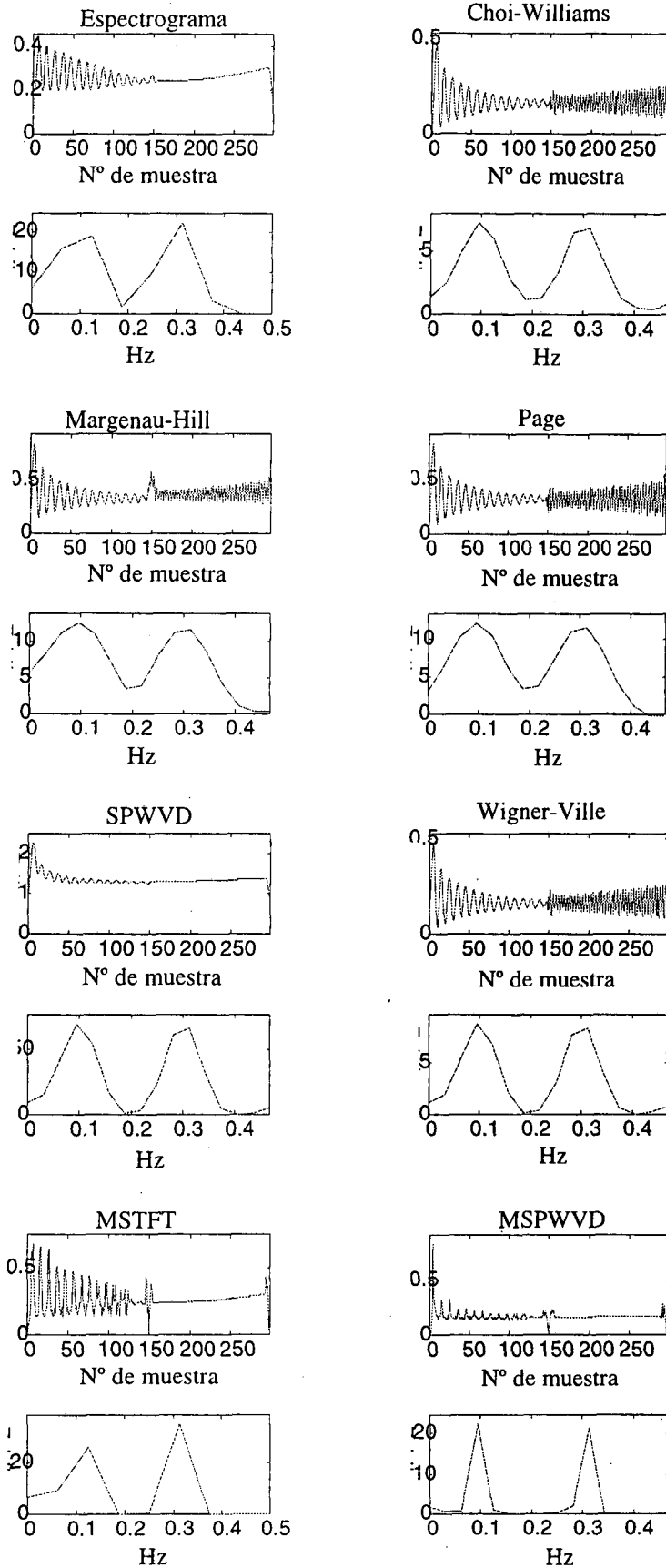


Figura 4.23 Marginales con una ventana de 16 muestras.

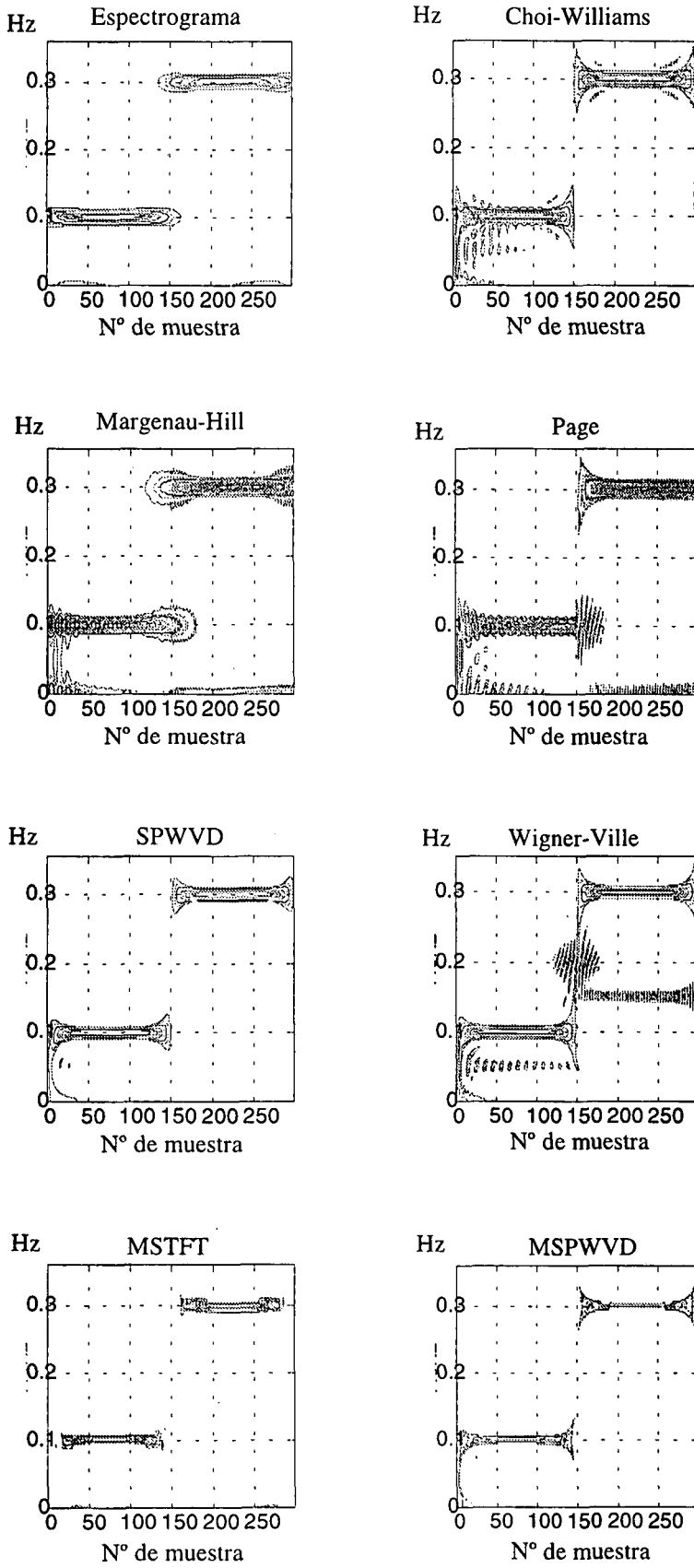


Figura 4.24 Diagramas de contorno con una ventana de 128 muestras.

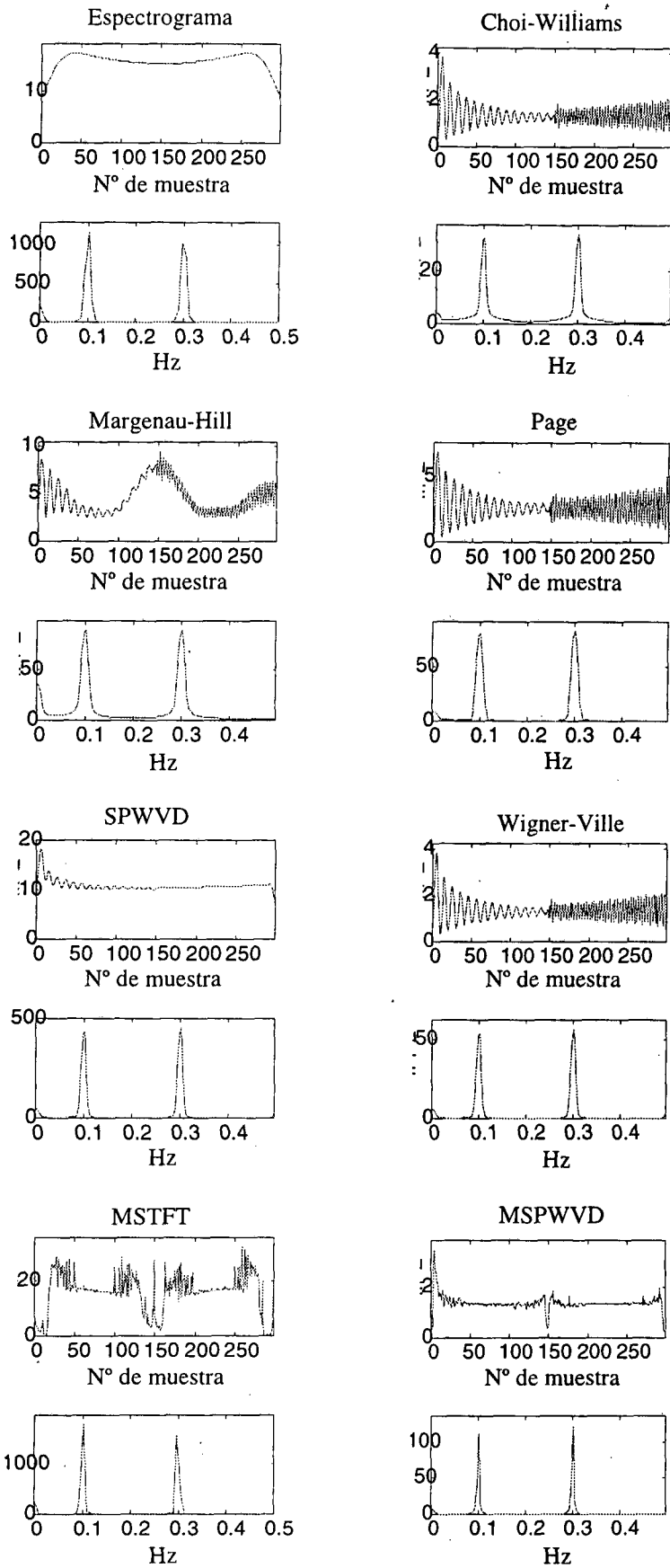


Figura 4.25 Marginales con una ventana de 128 muestras.

4.2.3 Aplicación de representaciones tiempo-frecuencia a señales reales

Las simulaciones anteriores muestran que algunas representaciones tiempo-frecuencia tienen mejores prestaciones que otras. Por ello, este apartado se centra en la aplicación de la SPWVD. El tamaño de la ventana escogido para todas las aplicaciones es de 128 muestras. Se analizarán de nuevo los mismos registros que en el apartado 4.1.2.

a) Determinación de la variación de frecuencia

A continuación se va a mostrar la utilidad de los métodos espectro-temporales a la hora de mostrar la variación en frecuencia de alguno de los osciladores que modulan la variabilidad del ritmo cardíaco. En concreto nos vamos a centrar, de nuevo, en la arritmia sinorrespiratoria.

En la figura 4.26 se muestran los resultados para un registro con respiración periódica a 0,15 Hz. La representación tiempo-frecuencia se da mediante curvas de nivel. La potencia espectral está en unidades lineales.

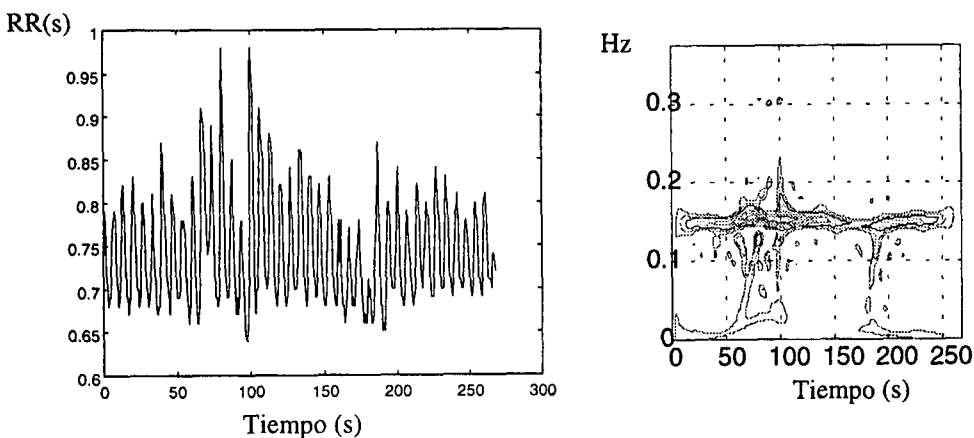


Figura 4.26 Serie RR y representación espectro-temporal para un registro realizado con respiración periódica a 0,15 Hz.

El máximo de la potencia se sitúa en torno a los 0,15 Hz. No hay modulación aparente de frecuencia, como es de esperar, y la mayor parte de la energía se concentra alrededor de la frecuencia respiratoria. No obstante, el nivel de la arritmia sinorrespiratoria no es constante sino que presenta una modulación de amplitud. Dicha modulación se hace más patente en los marginales, tal y como se muestra en la figura 4.27. Un análisis similar del registro de respiración puede revelar si la interrelación entre el sistema respiratorio y el sistema cardiovascular tiene una relación invariante con el tiempo o si, en cambio, la función de transferencia varía con el tiempo. Por ello, se presenta en la figura 4.28 el registro de respiración y su análisis espectro-temporal y en la figura 4.29 se representa el cociente entre los marginales temporales de la señal RR y la señal respiratoria, es decir, el cociente entre las potencias instantáneas. Queda patente que el nivel de arritmia sinorrespiratoria varía con el tiempo.

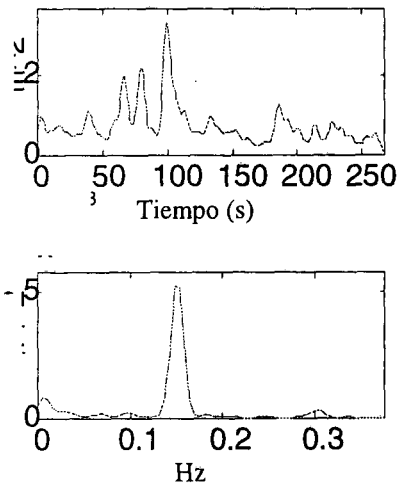


Figura 4.27 Marginales de la representación tiempo-frecuencia para el registro con respiración periódica.

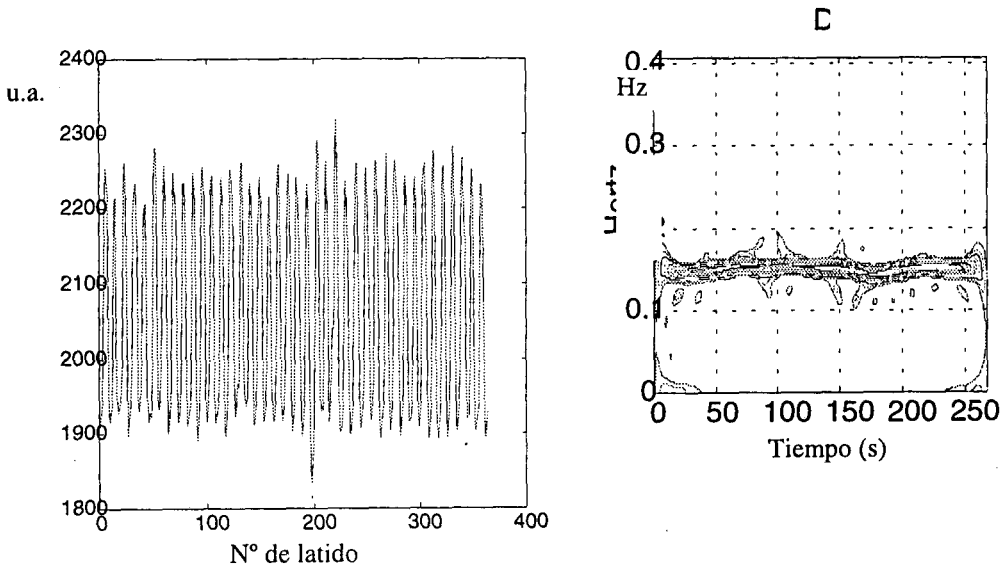


Figura 4.28 Registro de respiración y representación espectro-temporal.

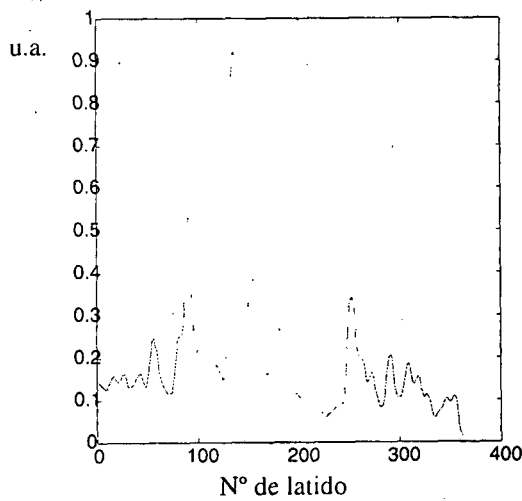


Figura 4.29 Cociente entre potencias instantáneas.

En la figura 4.30 se observa una secuencia RR cuando el sujeto estaba respirando a un ritmo modulado en frecuencia (entre 0,1 y 0,2 Hz). Queda patente la variación de la frecuencia respiratoria en función del tiempo. En la figura 4.31 se muestran los marginales. Obsérvese que la estimación de la potencia instantánea de la señal aporta más información que en el caso de la estimación espectral variante con el tiempo. De hecho, la variación de la potencia instantánea (que prácticamente coincide con la potencia del pico correspondiente a la frecuencia respiratoria instantánea) se debe al efecto del filtrado pasabajo ya comentado en el capítulo 3 y a variaciones en el sistema nervioso autónomo achacables a otros sistemas (tal y como ocurre con respiración periódica). En la figura 4.32 se muestra la señal respiratoria y su representación espectro-temporal mientras que en la figura 4.33 se muestra el cociente entre las potencias instantáneas.

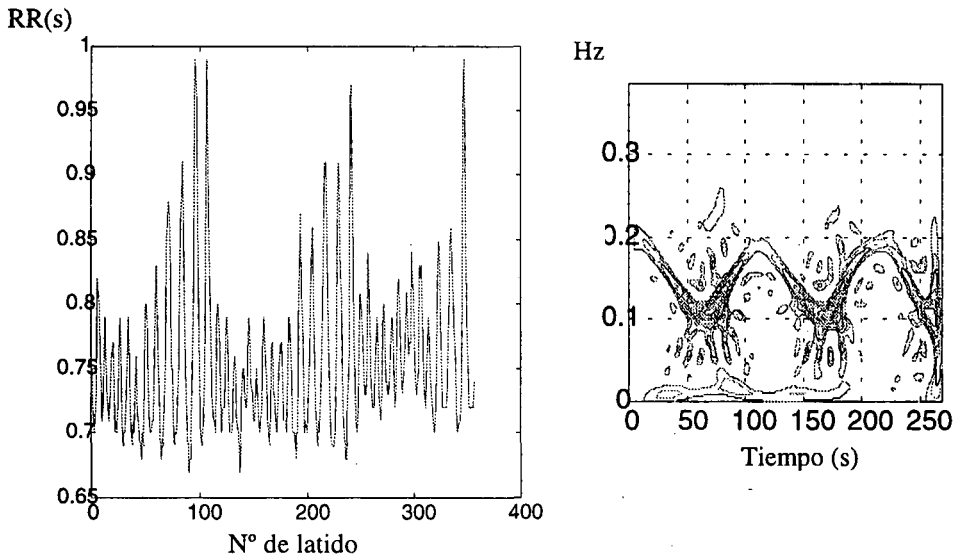


Figura 4.30 Serie RR y representación espectro-temporal para un registro realizado con respiración modulada en FM (entre 0,1 y 0,2 Hz).

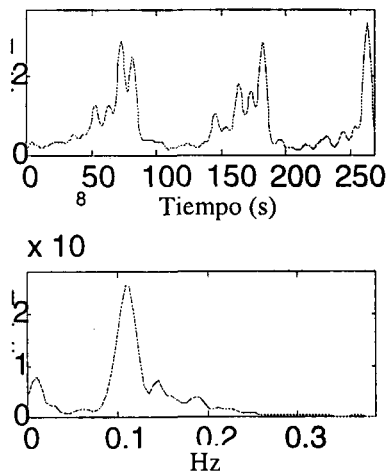


Figura 4.31 Marginales de la representación tiempo-frecuencia para el registro con respiración modulada en FM de la figura 4.30.

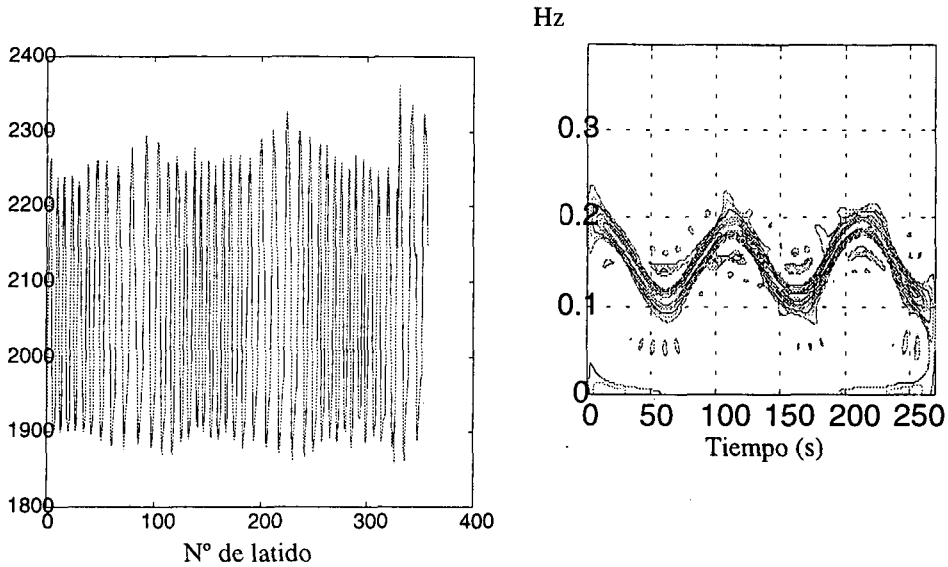


Figura 4.32 Registro de respiración y representación espectro-temporal.

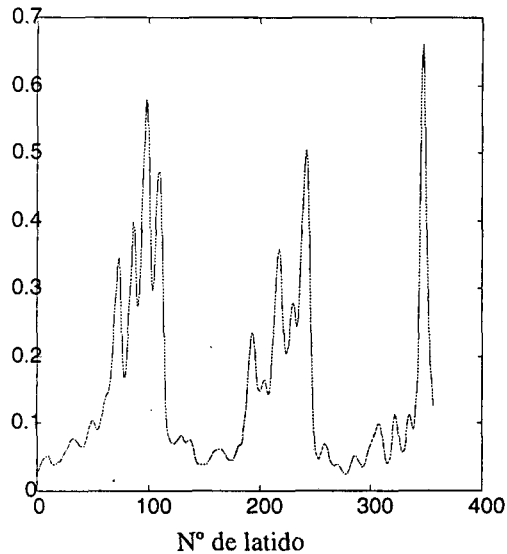


Figura 4.33 Cociente entre potencias instantáneas.

En la figura 4.34 se muestra un registro y su representación espectro-temporal mientras el sujeto respiraba libremente. Se observa claramente que ahora no hay ninguna frecuencia principal en el registro sino que aparecen diversos osciladores a alta y baja frecuencia. Algunos de estos serán debidos a la arritmia sinorrespiratoria mientras que el resto serán debidos a otras causas. En la figura 4.35 se muestran los marginales. La potencia instantánea varía grandemente a lo largo del tiempo y el marginal frecuencial muestra que no hay ninguna componente importante en el registro. En la figura 4.36 se muestra la señal respiratoria así como su representación espectro-temporal. El cociente entre potencias instantáneas no aporta información ya que la potencia instantánea es debida a la suma de varias componentes frecuenciales, la mayoría de las cuales no tienen que ver con la arritmia sinorrespiratoria tal y como se observa por comparación de las representaciones espectro-temporales de la secuencia RR y de la señal respiratoria. Se debe recordar, de nuevo, que el índice LF/HF será mucho más elevado en respiración libre que en respiración periódica.

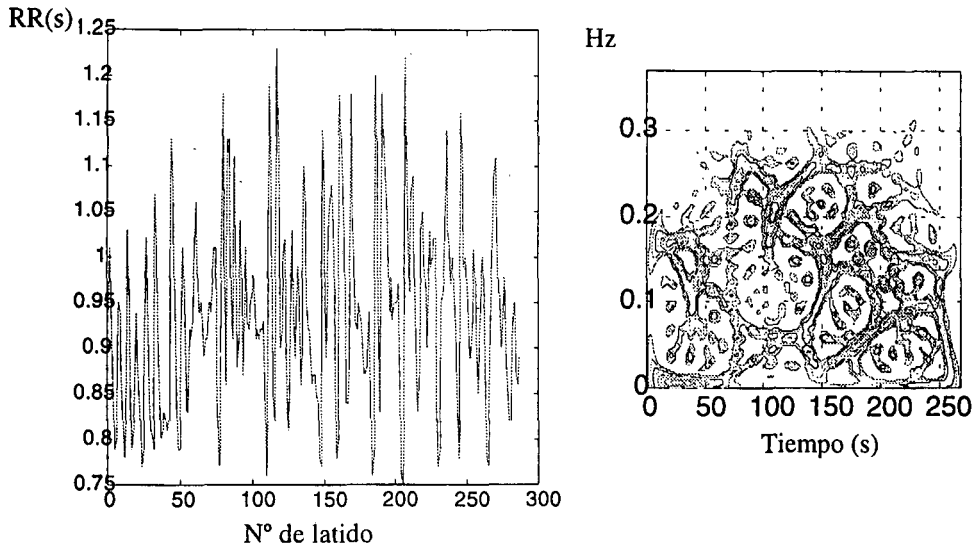


Figura 4.34 Serie RR y representación espectro-temporal en respiración libre.

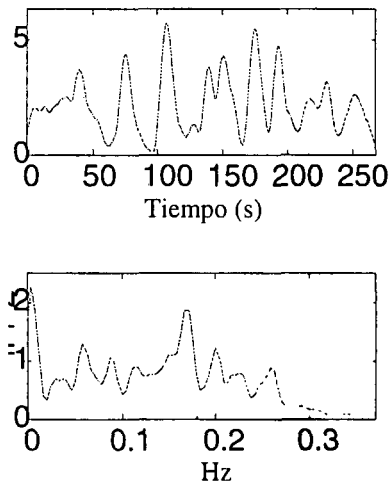


Figura 4.35 Marginales de la representación tiempo-frecuencia en respiración libre.

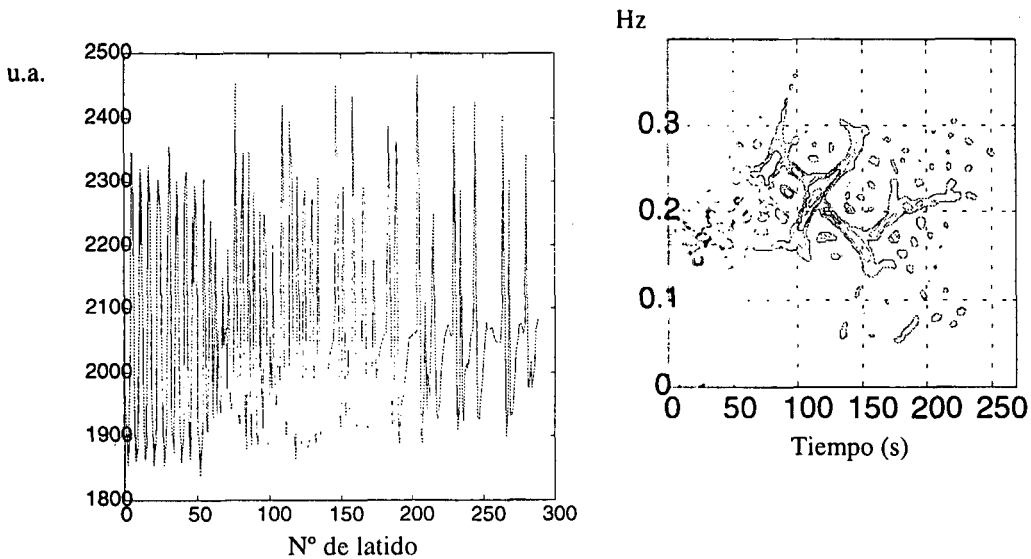


Figura 4.36 Registro de respiración libre y su representación espectro-temporal.

b) Análisis de un registro de ejercicio

La necesidad de aplicar representaciones tiempo-frecuencia surgió históricamente con el afán de analizar espectralmente registros no estacionarios. Recuérdese que el análisis espectral variante con el tiempo es una aproximación burda al problema: escogiendo una ventana corta se supone que la señal dentro de ella es estacionaria. En cambio, las representaciones tiempo-frecuencia permiten analizar más fácilmente todo tipo de señales no estacionarias.

Se va a analizar a continuación un registro de ejercicio claramente no estacionario. Al igual que en el anterior apartado, analizaremos un registro realizado con respiración periódica y obtendremos las representaciones tiempo-frecuencia del tacograma y de la señal remuestreada. En la figura 4.14 se muestra el registro. La respiración tiene una frecuencia constante de 0,15 Hz.

Las representaciones tiempo-frecuencia del tacograma y de la señal remuestreada se presentan en la figura 4.37. Si se desea realizar un seguimiento de la arritmia sinorrespiratoria es necesario el remuestreo debido a la alta variabilidad del ritmo cardíaco medio. Obsérvese que en la representación espectro-temporal del tacograma la frecuencia aparente de la arritmia sinorrespiratoria cambia con el tiempo, efecto que no se reproduce en la señal remuestreada. No obstante, las representaciones difieren poco de los resultados obtenidos mediante métodos espectrales variantes con el tiempo (véase la figura 4.15).

Donde sí que se perciben más cambios es en la estimación de la potencia en las diferentes bandas. Esto es debido a la mejor estimación de potencia que ofrecen las representaciones espectro-temporales. En la figura 4.38 se muestran en unidades normalizadas las potencias de las diferentes bandas. La potencia en la banda HF evoluciona de la siguiente forma: en la primera fase de ejercicio suave se mantiene más o menos constante, hacia el latido 500 comienza una fase de ejercicio moderado donde la potencia disminuye para caer drásticamente en la fase de ejercicio máximo y aumentar por encima del valor de inicio en la fase de recuperación. La banda LF se caracteriza por aumentar tras los inicios de las diferentes fases de ejercicio y reposo y decae durante el ejercicio máximo. La banda VLF presenta un máximo en la fase de recuperación debido al cambio de ritmo durante la recuperación. No obstante también es importante en la fase de esfuerzo máximo. Obsérvese que el índice LF/HF tiene su mínimo en la fase de recuperación que es donde la banda HF presenta su máximo. Puede comprobarse que la variación de la potencia en la banda VLF no era bien estimada mediante métodos espectrales variantes con el tiempo (figura 4.16). Esto es debido a que el tamaño de la ventana que escogíamos era excesivamente pequeño lo cual era un requisito indispensable si queríamos asegurar la estacionariedad dentro de la ventana. Con las representaciones tiempo-frecuencia esto no sucede y la estimación de la potencia es correcta.

Por lo tanto, se demuestra en este registro la superioridad de estos métodos en el análisis de registros no estacionarios.

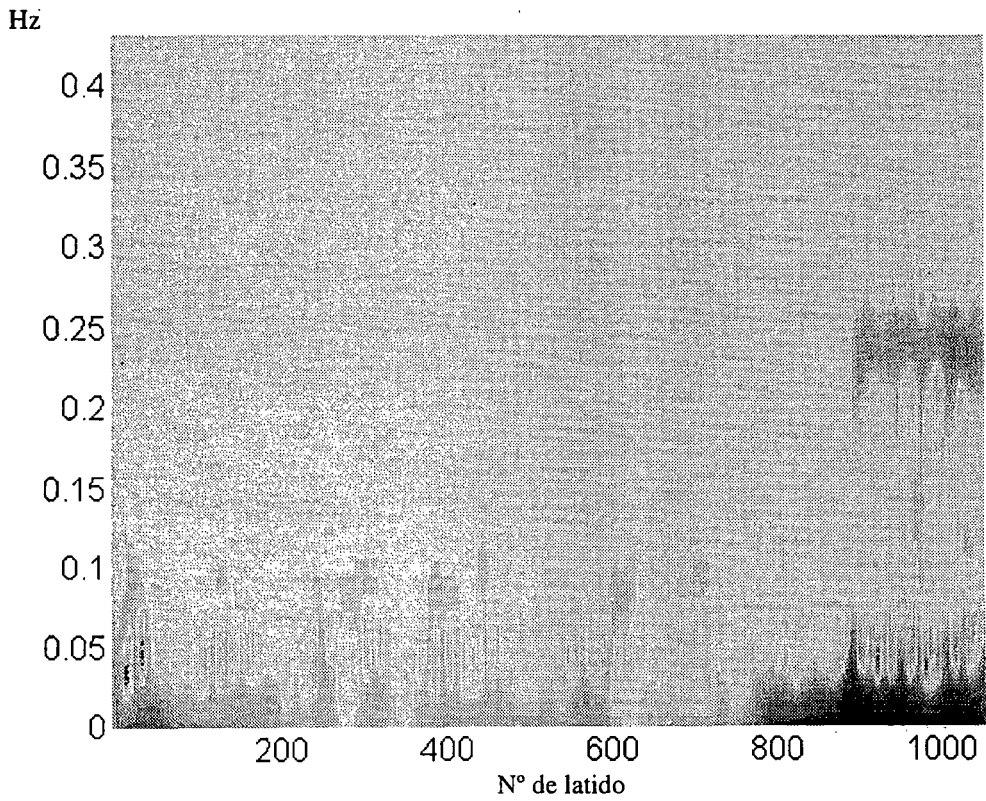
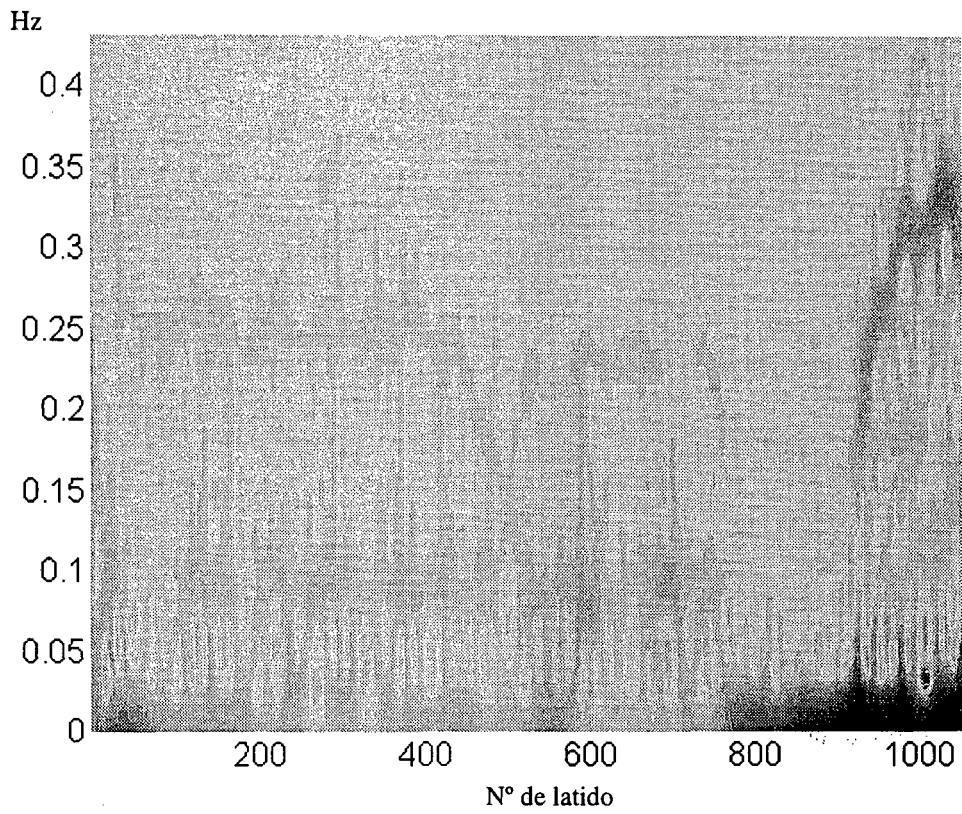


Figura 4.37 Representaciones tiempo-frecuencia para el tacograma (arriba) y la señal remuestreada (abajo).

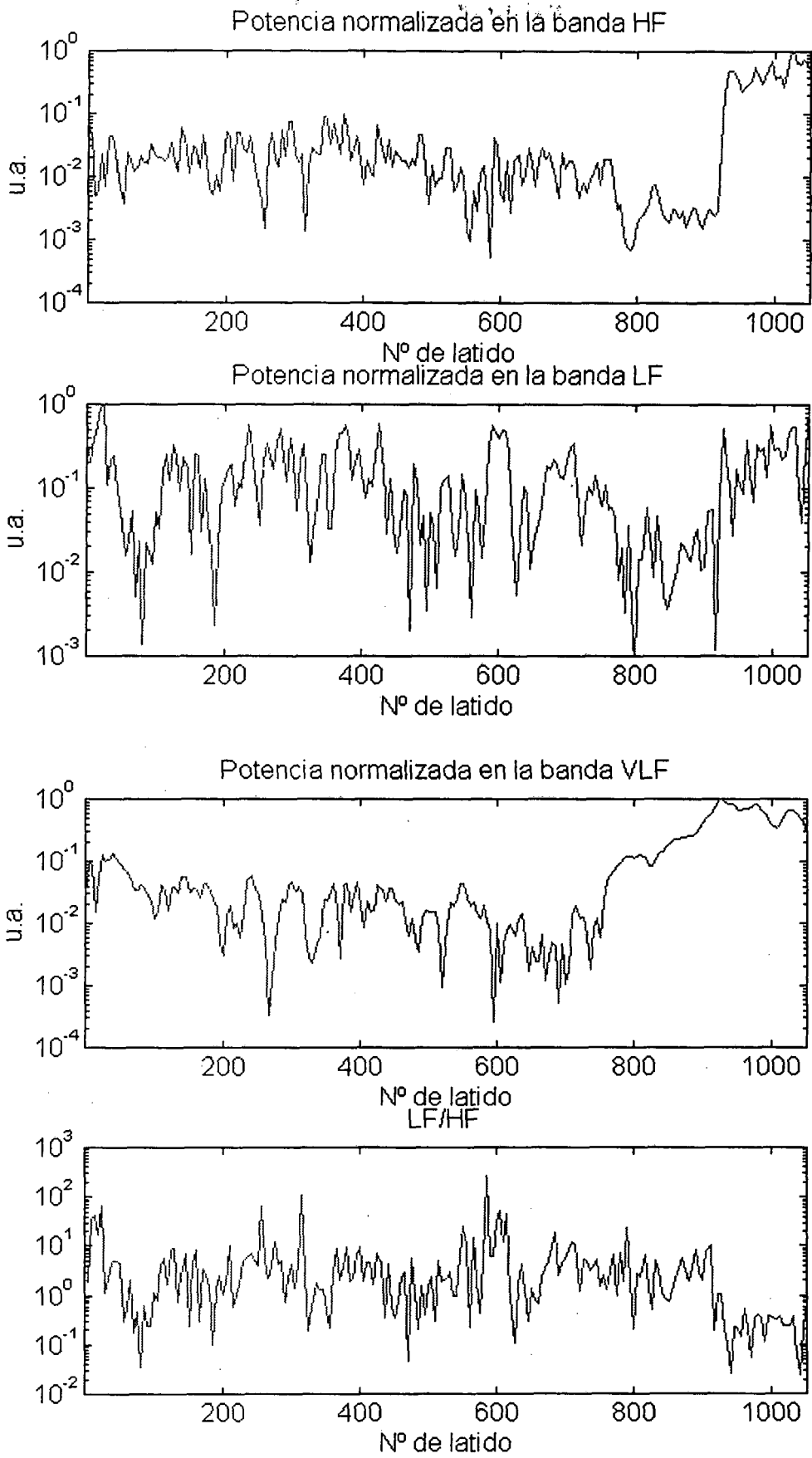


Figura 4.38 Potencia normalizada para las diversas bandas e índice LF/HF.

c) Análisis de un registro ambulatorio de 24 horas

Se realiza a continuación el análisis del registro ambulatorio de 24 horas que aparece en la figura 4.17. En la figura 4.39 se muestra su representación espectro-temporal. Fundamentalmente tenemos actividad de muy baja frecuencia correspondiente a las derivas del ritmo cardíaco medio. Únicamente en el período nocturno (hacia el final del registro) se observa un aumento de la actividad vagal asociada a sueño profundo.

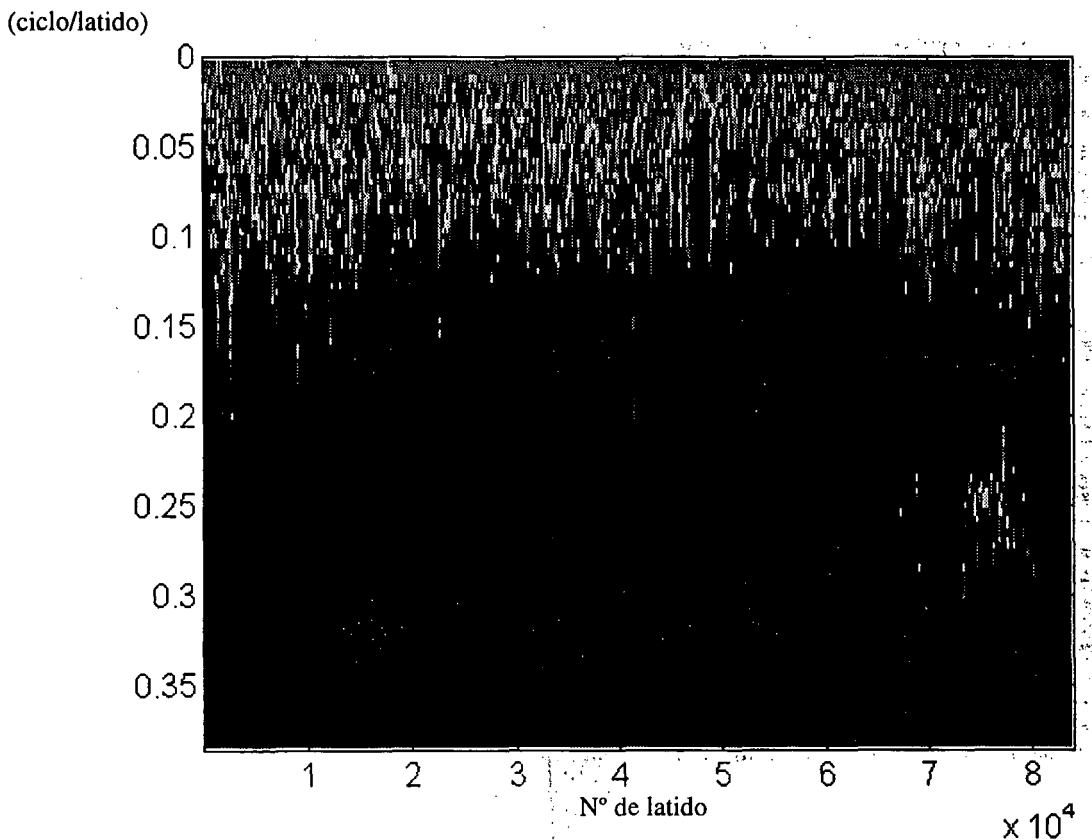


Figura 4.39 Representación espectro-temporal de un registro ambulatorio de 24 horas.

En la figura 4.40 se representan las potencias normalizadas de las diferentes bandas, así como el índice LF/HF. Obsérvese que durante el período nocturno la potencia de la banda HF aumenta considerablemente así como la de la banda VLF (asociada a los estados REM). Por otro lado, la banda LF suele ser más alta durante el período diurno. El índice LF/HF es sensiblemente menor durante la etapa de sueño. En la figura 4.41 se muestra la representación espectro-temporal del mismo período de sueño mostrado en la figura 4.20. Nuevamente se aprecian períodos de alta actividad de la banda HF seguidos de etapas de claro dominio de la banda VLF (estados REM).

El análisis espectral y espectro-temporal de registro ambulatorios será retomado en el capítulo 7 donde se realizará el análisis de diversos registros y se extraerán conclusiones estadísticas en individuos sanos.

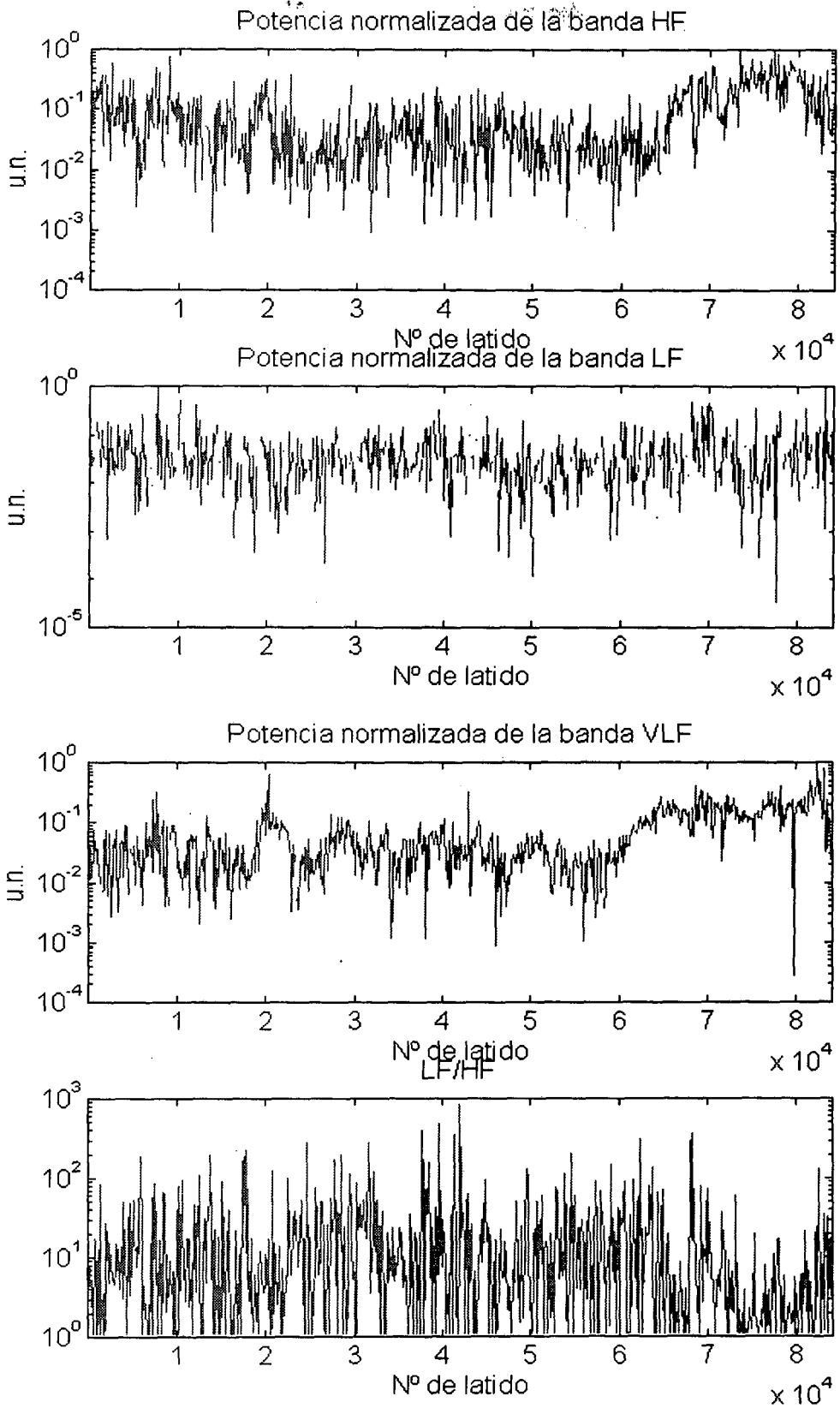


Figura 4.40 Potencia en las diferentes bandas e índice LF/HF en un registro ambulatorio.

4.3 Métodos tiempo-escala (ondículas)

Se han presentado hasta aquí dos métodos para el estudio de la variación del contenido espectral de una señal con el tiempo. Ambos métodos tienen en común que asumen que la señal es fruto de la superposición de un cierto número de señales senoidales. Es decir, son modificaciones o ampliaciones de un análisis de Fourier.

Recientemente [Akay, 1995] se ha introducido otra metodología en el análisis de la señal. Son los métodos conocidos como tiempo-escala y se basan en las transformadas por ondículas. Estas transformadas realizan la descomposición de la señal sobre un conjunto de funciones obtenidas a partir de otra llamada madre mediante dilataciones o contracciones y desplazamientos en el tiempo de ésta. En este caso, no se hablará de frecuencia sino de escala (aunque la frecuencia puede ser relacionada con la escala para las ondículas utilizadas habitualmente).

En este apartado, primeramente se introducirán la transformada por ondículas y el análisis multirresolución. A continuación se analizarán por ondículas algunas señales reales. Después se realizará el análisis multirresolución de diversas señales para el reconocimiento de ondas. Por último se extraerán conclusiones.

4.3.1 Introducción a la transformada por ondículas y análisis multirresolución

Se pueden distinguir, básicamente, dos tipos de transformadas por ondículas: la continua (CWT) donde los parámetros de escala y tiempo varían de forma continua y la discreta (DWT) donde se reducen las parejas posibles de parámetros a una red diádica.

La transformada por ondículas es un método aplicable a cualquier tipo de señal y constituye una transformación invertible siempre y cuando la ondícula cumpla una serie de condiciones. Las diferencias fundamentales entre las ondículas y los métodos espectro-temporales son:

- La ondícula tiene característica pasobanda. En cambio, las ventanas asociadas a los métodos espectro-temporales tenían características pasobajo.
- La transformación o descomposición en ondículas se realiza mediante desplazamientos temporales y con una operación de escalado. En los métodos espectro-temporales se emplea el desplazamiento temporal pero en lugar de la operación de escalado se utiliza una modulación (desplazamiento frecuencial).
- La resolución en tiempo y en frecuencia de los métodos espectro-temporales es constante en todo el plano (t,f) . En cambio, en la transformada por ondículas se tiene una buena resolución frecuencial a bajas frecuencias y una buena resolución temporal a altas frecuencias. Eso sí, el producto duración por ancho de banda es constante.

En la CWT, las variables que controlan la escala y el desplazamiento temporal pueden tener cualquier valor real excepto cero. La ondícula con la cual se realiza el análisis debe cumplir la condición de admisibilidad si se desea que la transformada sea

reversible [Daubechies, 1991]. Si se desea descomponer la señal en una red mínima de variables de escala y desplazamiento temporal, se debe emplear la DWT. Para poder reconstruir a posteriori la señal, se requiere que, en este caso, las ondículas cumplan un conjunto mayor de propiedades. Un método rápido para la computación de la DWT es la FWT (Fast Wavelet Transform), método también conocido como el algoritmo de Mallat [Mallat, 1989]. Además, con modificaciones de este algoritmo se puede calcular la CWT.

En los últimos años se han desarrollado conjuntos de ondículas con buenas propiedades para el análisis tiempo-frecuencia. Dichas ondículas constituyen bases ortonormales que permiten una descomposición de la señal a diferentes escalas. Algunas de las cualidades de estas bases de funciones son:

- Deben ser regulares y simétricas: De esta forma se evitan los problemas asociados a la ausencia de algunos valores de escala y desplazamiento (debido a la resolución del procesador o a la misma cuantificación de la señal).
- Gran número de momentos nulos: Cuanto mayor sea este número mejor será la localización de la energía de la señal para una cierta escala e instante.
- Decaimiento hacia el infinito: Dependiendo de este decaimiento tendremos una mejor resolución temporal o frecuencial.

La idea que subyace en el análisis multirresolución es expresar una señal como el límite de una sucesión de aproximaciones cada vez mejores de la señal. Cada una de las aproximaciones tiene una resolución creciente.

Las bases ortonormales más empleadas son:

- Las ondículas de Daubechies [Daubechies, 1988].
- Las coiflets [Daubechies, 1993].
- Las splines [Unser et al, 1992] para el cálculo de la CWT.
- Las ondículas de Morlet [Morlet et al, 1993].

4.3.2 Aplicación de la transformada por ondículas a señales reales

En primer lugar se van a presentar diversos ejemplos de aplicación de las transformaciones tiempo-escala a la estimación de la representación espectro-temporal de la señal. Se debe tener en cuenta que la resolución de estos métodos no es constante en el plano tiempo-frecuencia por lo cual un cambio rápido en la señal (por ejemplo, un artefacto) estará muy bien localizado en el tiempo. Por otro lado, las derivas de baja frecuencia serán estimadas con una alta exactitud en frecuencia aunque con baja resolución en tiempo.

El primer ejemplo corresponde a tres registros realizados en un mismo sujeto, correspondientes a patrones de respiración distintos: en el primer caso la respiración es periódica, en el segundo está modulada en frecuencia mientras que en el tercer caso la respiración es libre.

En la figura 4.42 se representan las señales RR y respiratoria en el caso de respiración periódica así como la transformada tiempo-escala (se ha realizado ya el paso a frecuencia) utilizando ondículas de Morlet con escalas entre 4 y 20.

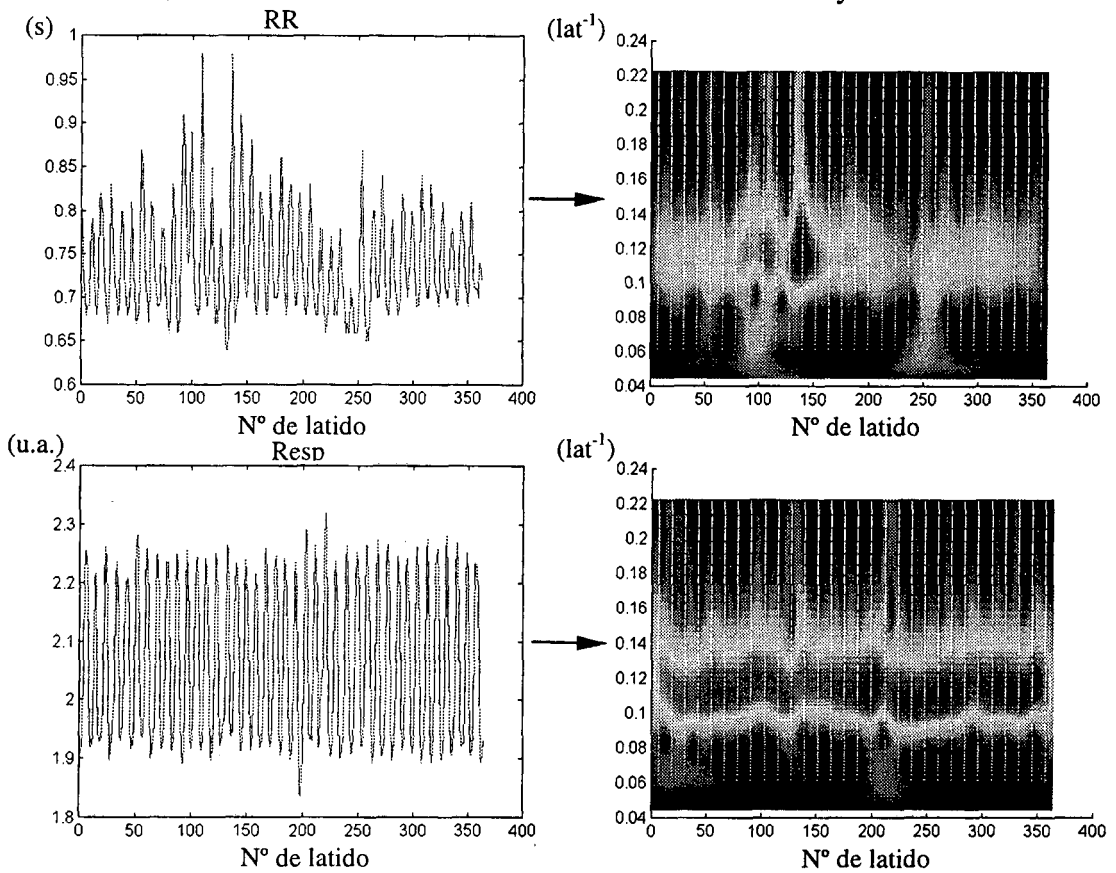


Figura 4.42 Series temporales RR y respiratoria y transformadas tiempo-escala de cada una de ellas para el caso de respiración periódica.

Como se observa, la transformada por ondículas no puede ser utilizada para un análisis espectro-temporal tal y como ha sido definido en los anteriores apartados debido a que la resolución frecuencial no es muy elevada para las frecuencias de interés comúnmente analizadas en variabilidad del ritmo cardíaco. No obstante, tiene otros alcances como, por ejemplo, la detección de transitorios rápidos según se observa en la transformada de la serie RR presentada en el figura 4.42. Obsérvese además que cuando la amplitud de la arritmia sinorrespiratoria es pequeña, la componente casi desaparece en su transformada tiempo-escala.

En las figuras 4.43 y 4.44 se muestran los resultados para los casos de respiración modulada en FM y para respiración libre. En el caso de la respiración en FM se observa que para alta frecuencia respiratoria la representación espectro-temporal de la serie RR está excesivamente atenuada pero es posible observar perfectamente que aún queda un residuo de arritmia sinorrespiratoria que es más perceptible por simple inspección del registro temporal. Por otro lado, la figura 4.44 muestra cuáles son las componentes que aparecen en la serie RR que pueden ser achacadas a la arritmia sinorrespiratoria en el caso de respiración libre.

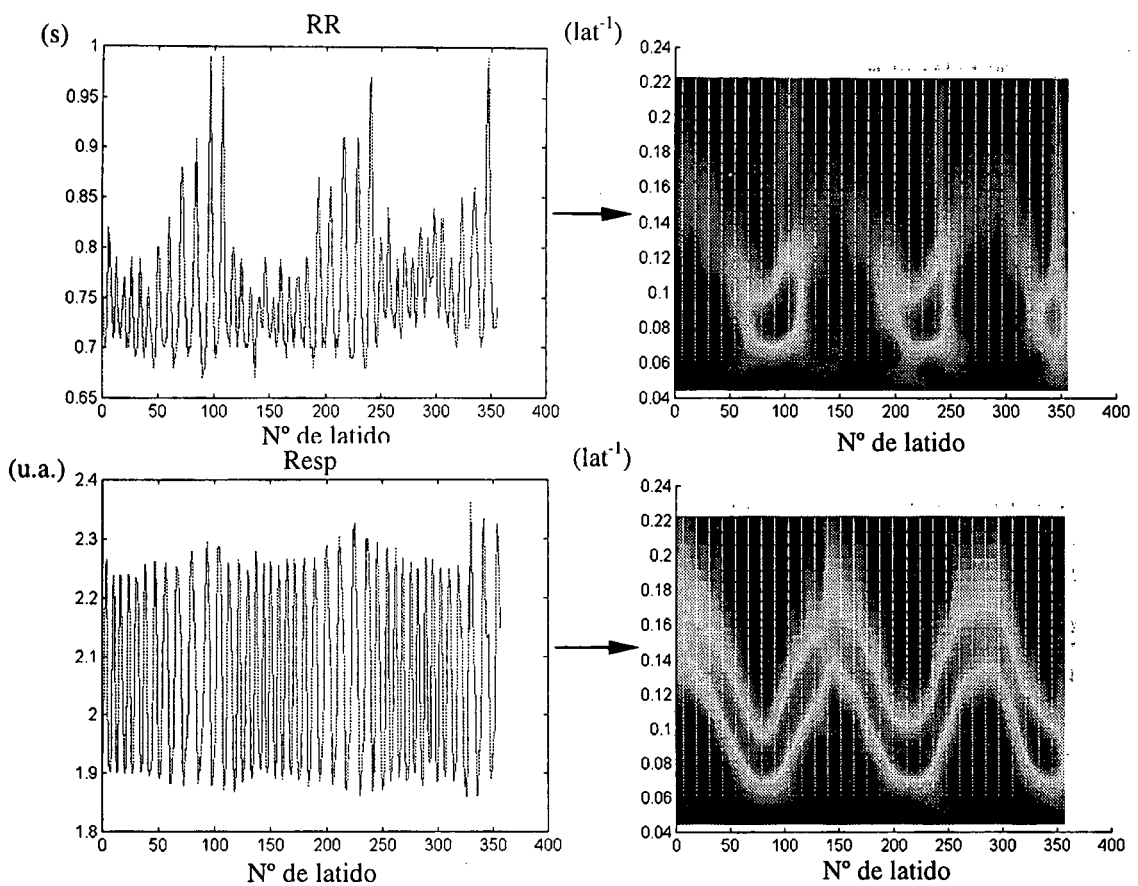


Figura 4.43 Series temporales RR y respiratoria y transformadas tiempo-escala de cada una de ellas para el caso de respiración modulada en FM.

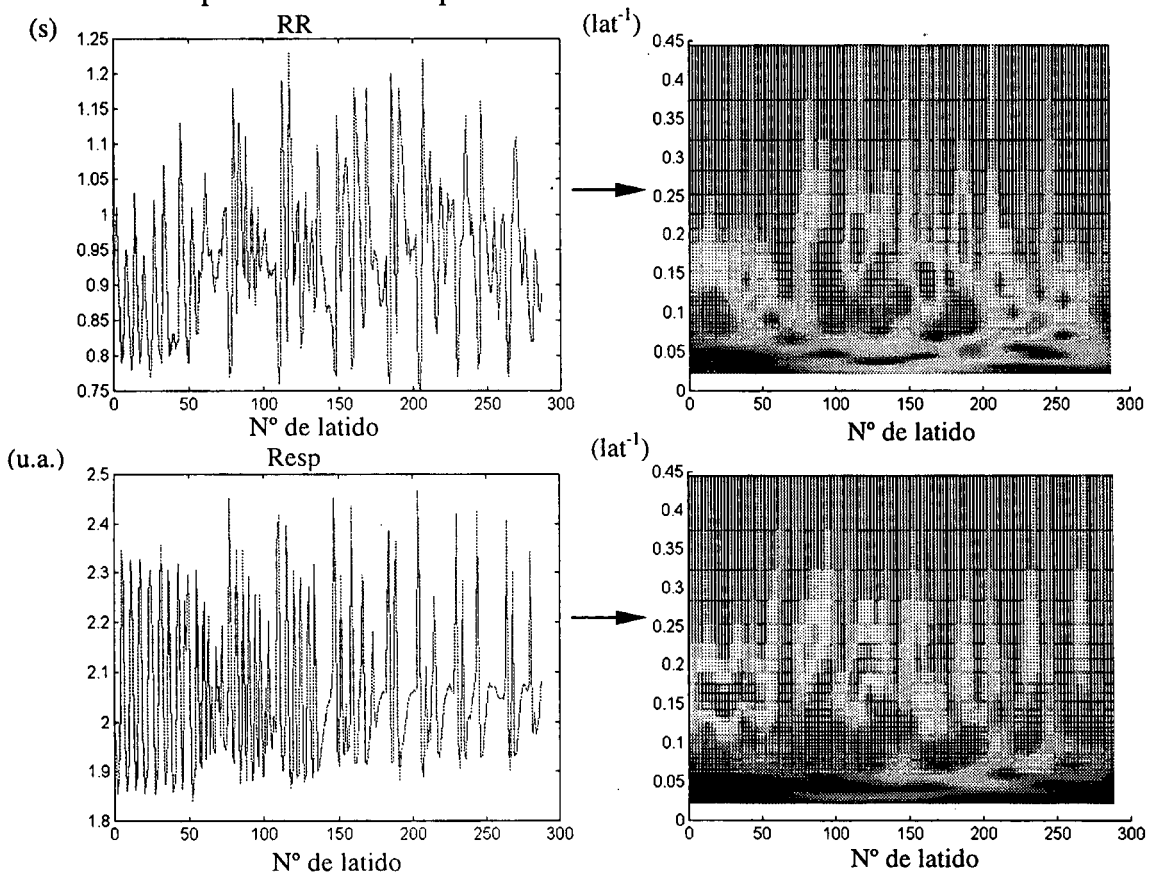


Figura 4.44 Series temporales RR y respiratoria y transformadas tiempo-escala de cada una de ellas para el caso de respiración libre.

De lo dicho anteriormente se podría llegar a la falsa conclusión de que el empleo de ondículas no aporta ninguna mejora sobre los métodos espectro-temporales. Recuértese que se ha comentado que los métodos tiempo-escala empleando ondículas se caracterizan por tener muy buena resolución frecuencial cuando la frecuencia a analizar es baja. En el caso de los métodos espectro-temporales, la resolución es constante sea cual sea el punto de interés del plano tiempo-frecuencia. Se ha observado, no obstante, que los métodos espectro-temporales no tienen la resolución frecuencial deseada a baja frecuencia (a no ser que se escoja una ventana lo suficientemente grande con lo cual queda comprometida la velocidad de procesado).

A continuación vamos a presentar dos ejemplos donde estamos interesados en las componentes frecuenciales de muy baja frecuencia. Los dos registros que se analizan y que están representados en la figura 4.45 corresponden a sendas medidas de variabilidad del ritmo cardíaco de dos sujetos en posición HDT (Head-Down Tilt) con una inclinación de $7,2^\circ$. La duración del registro es de aproximadamente 72 minutos. El objetivo de la medida es caracterizar las oscilaciones de muy baja frecuencia que aparecen en la serie RR para compararlas con las oscilaciones que aparecen en los cambios de fluidos de diferentes segmentos corporales (véase el capítulo 6). La hipótesis que subyace en estas medidas es la siguiente: es posible detectar la actividad del sistema renina-angiotensina (RAS) de forma no invasiva a partir de medidas de ritmo cardíaco y pletismografía de impedancias [Lozano, 1994]. La posición HDT simula un estado de microgravedad y provoca cambios lentos pero significativos en la distribución de fluidos del cuerpo. Dichos cambios provocan reajustes humorales que conducen a alteraciones en la secreción de renina y posterior activación de la angiotensina. Toda esta actividad es sensada por el sistema simpático que reajusta el sistema cardiovascular. Los cambios de fluidos se miden mediante pletismografía de impedancias. Los reajustes del sistema cardiovascular deben afectar a la variabilidad del ritmo cardíaco.

En la figura 4.45 se muestran, además de las series temporales, la transformada por ondículas de cada uno de los registros. Obsérvese la presencia de osciladores de muy baja frecuencia (en la banda de los milihercios) que podrían corresponder a los cambios en el RAS. En diversos estudios en ratas que empleaban técnicas claramente invasivas se encontraron oscilaciones de semejantes frecuencias que eran provocadas por el RAS [Akselrod, 1993]. El empleo de transformadas por ondículas no sólo pone de manifiesto la presencia de estas oscilaciones sino que además indica en qué instantes de tiempo son más evidentes.

Para realizar la transformada por ondículas se ha empleado la ondícula de Morlet y un vector de frecuencias entre 0,1 mHz y 0,1 Hz. Se ha realizado previamente un preprocesado de los registros para paliar el efecto de los artefactos (que eran numerosos debidos a los transitorios provocados por la conmutación entre canales del pletismógrafo de impedancias). Se ha escogido analizar la señal DRR (presentada en el capítulo 3) que de hecho es la que se presenta en la figura 4.45. No obstante, dado que el análisis por ondículas corresponde a la salida de diversos filtros y que estamos interesados en la baja frecuencia, dicha corrección no es necesaria. Sólo lo sería si estuviéramos interesados además por la alta frecuencia tal y como se explicará en el capítulo 6.

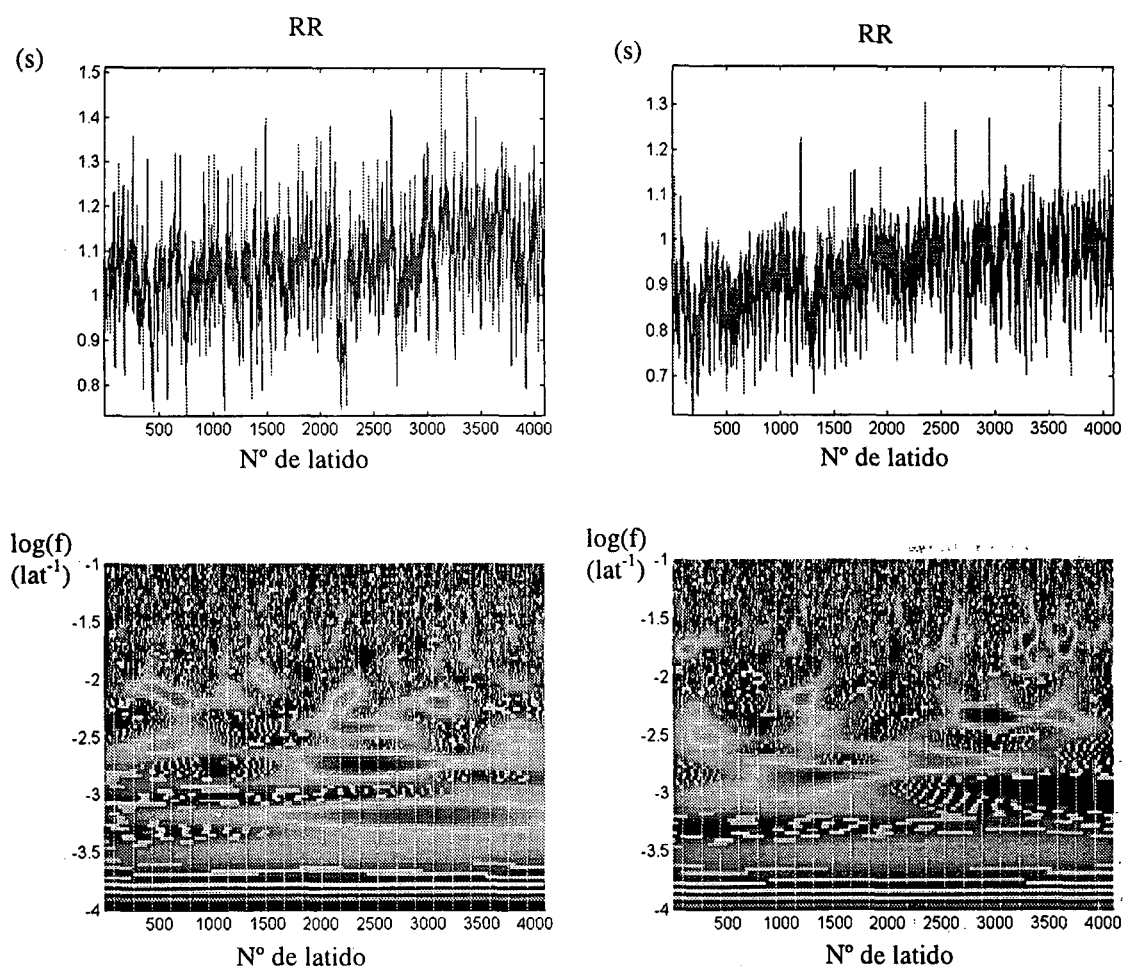


Figura 4.45 Registros adquiridos en posición HDT y sus respectivas transformadas por ondículas.

4.3.3 Aplicación del análisis multirresolución a la detección de ondas características en la serie RR

Se puede utilizar ondículas para realizar un análisis multirresolución. Este análisis descompone la señal en diferentes escalas de manera que al final del proceso se tiene una serie de señales que son la salida de un banco de filtros. Dichas señales pueden ser utilizadas (tras un procesado no lineal) para la detección de diversas formas de onda dentro de la serie RR.

En registros de monitorización ambulatoria es difícil observar formas de ondas “similares” en diferentes fragmentos de la serie RR. No obstante, en ciertos períodos como es el caso del período nocturno, suelen aparecer unas aceleraciones súbitas del ritmo cardíaco seguidas de una recuperación también rápida hacia el ritmo cardíaco medio. Vamos a presentar dos ejemplos para la detección automática de estas ondas que hemos designado como **ondas de corte**.

En la figura 4.46 se muestra un segmento de un registro ambulatorio donde se aprecia la presencia de tres ondas de corte consecutivas. El objetivo del empleo del análisis multirresolución es la detección automática de todas estas ondas.

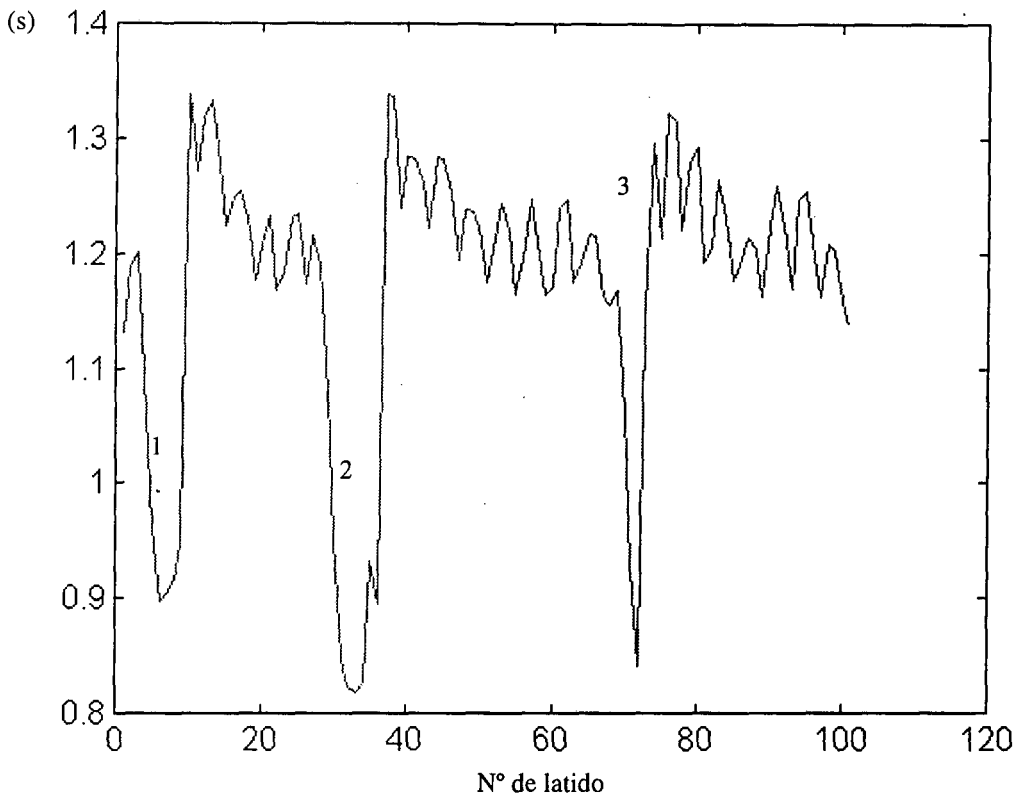


Figura 4.46 Detalle de un registro ambulatorio donde hay presentes tres ondas de corte.

La detección de las ondas de corte se ha realizado con el siguiente algoritmo:

- Análisis multirresolución mediante splines con 10 escalas.
- Elección de la quinta escala para la detección de las ondas de corte.
- Eliminación de tendencia lenta (diferenciación).
- Obtención del signo.
- Derivada del signo y rectificación de media onda de la señal resultante.

De esta forma se han analizado un par de segmentos correspondientes a registros de la serie RR durante períodos nocturnos en dos individuos diferentes. En la figura 4.47 aparece la detección de las ondas de corte en un segmento donde son escasas. En la figura 4.48 se muestra la detección de ondas de corte en un segmento donde abundan. La señal que se obtiene puede ser posteriormente procesada de diferentes formas: por ejemplo, se podría contar el número de impulsos para tener la densidad de ondas de corte por unidad de tiempo (o latido); se puede realizar también un análisis espectral o espectro-temporal que indique la frecuencia de aparición de estas ondas. Analizando el registro de la figura 4.48 se obtiene una frecuencia media de aparición de las ondas de corte de 0,03 ciclo/latido, es decir, aparece una onda de corte cada 33 latidos. Aún ignoramos el significado de estas ondas pero por la forma de onda que presentan podrían corresponder a una descarga simpática seguida de una descarga parasimpática, tal y como ocurre, por ejemplo, en las maniobras de Valsalva (taquicardia seguida de bradicardia), aunque en este caso estas ondas son mucho más rápidas.

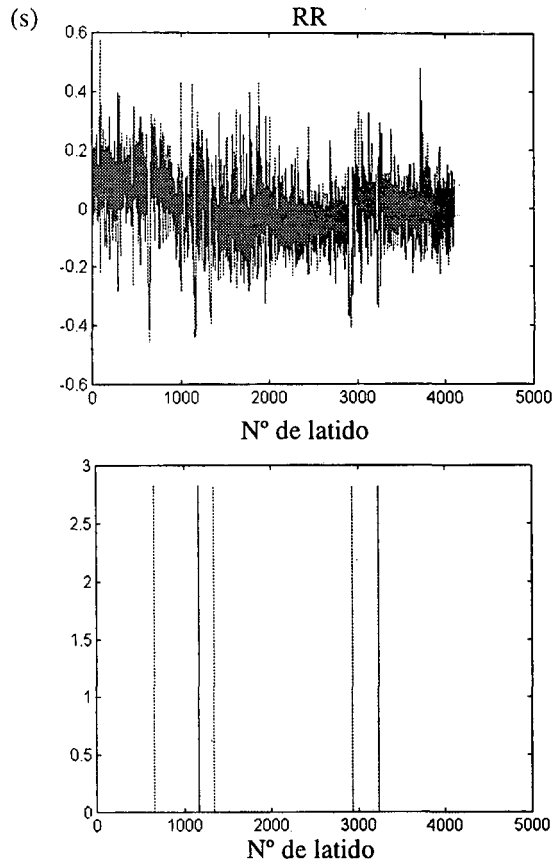


Figura 4.47 Detección de ondas de corte en un registro con baja densidad de ondas de corte.

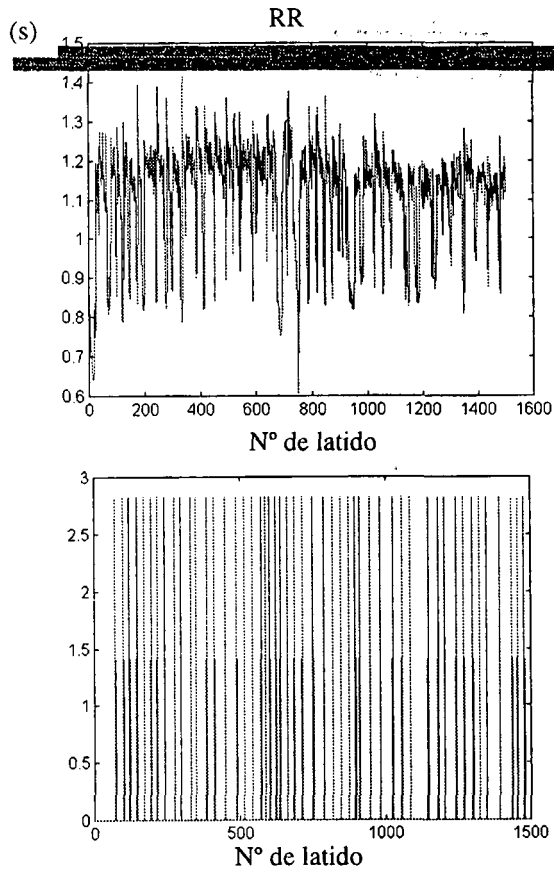


Figura 4.48 Detección de ondas de corte en un registro con alta densidad.

4.3.4 Conclusiones sobre el empleo de ondículas

El análisis mediante ondículas ha presentado un doble interés: el empleo de las transformadas por ondículas para el análisis espectro-temporal de la señal y el empleo del análisis multirresolución para la detección de ondas características.

El empleo de ondículas en el estudio de las bandas más utilizadas en el análisis de la variabilidad del ritmo cardíaco (LF y HF) no aporta ninguna mejora y podría ser comparado al empleo de métodos espectrales variantes con el tiempo. Eso sí, su alta resolución temporal en alta frecuencia puede ser utilizada para la detección de transitorios bruscos en la señal. La gran ventaja del empleo de ondículas reside en el estudio de oscilaciones de muy baja frecuencia tal y como se ha mostrado en el estudio no invasivo para determinar la actividad del sistema renina-angiotensina.

Por otro lado, el análisis multirresolución unido a otras técnicas que emplean transformaciones no lineales ha demostrado ser útil para la detección de ondas características dentro de la serie RR. Así se ha podido detectar con suma facilidad la posición temporal de las llamadas ondas de corte.

4.4 Conclusiones sobre los métodos de análisis espectro-temporal

La necesidad del empleo del análisis espectro-temporal en la caracterización de la variabilidad del ritmo cardíaco había aparecido ya en el capítulo 3, donde se vió que la no estacionariedad de la serie RR o la variación de la frecuencia de los osciladores con el tiempo podía provocar un falso diagnóstico mediante índices espectrales. El análisis espectro-temporal puede ser empleado también como marcador de eventos: un cambio súbito en la frecuencia de uno de los osciladores indica el inicio de un nuevo estado de regulación cardiovascular.

Si se desea realizar únicamente una comprobación de la estabilidad de la frecuencia de los osciladores respecto al tiempo, un análisis espectral variante con el tiempo empleando métodos autorregresivos puede ser suficiente. No obstante, la determinación de la potencia de estos osciladores con estos métodos es muy burda con los cual son inútiles para una cuantificación.

Las representaciones tiempo-frecuencia permiten realizar las mismas comprobaciones que los métodos espectrales variantes con el tiempo pero además aportan una determinación de la potencia de los osciladores muy exacta. En cambio, el tiempo de computación con estos métodos es mayor. La representación SPWVD y el espectrograma han demostrado ser muy eficaces en el análisis de la variabilidad del ritmo cardíaco.

El empleo de ondículas es útil para el seguimiento de la variación de frecuencia de los osciladores pero además permite determinar la presencia y variación de frecuencias muy lentas, lo cual es una clara ventaja respecto a las representaciones tiempo-frecuencia. Además, pueden ser empleadas para la detección de ondas características en la serie RR. No obstante, la estimación de la potencia espectral deja mucho que desear.