

Análisis de correlación y suavizado de espectrogramas

Mario Estévez Báez¹
Andrés Machado García²
José M. Estévez Carrera³

Material publicado originalmente en formato html en:
librosabiertos: analisis_de_correlacion_y_suavizado_de_espectrogramas. InfoWiki. February 8, 2008, 20:59 CST.
Available at:
http://infomed20.sld.cu/wiki/doku.php?id=librosabiertos: analisis_de_correlacion_y_suavizado_de_espectrogramas&rev=1202522352. Accessed February 8, 2008.

Análisis de Correlación

Tomando en cuenta el aspecto cronológico, las aplicaciones que utilizan el análisis de correlación, fueron utilizadas en las investigaciones biomédicas con anterioridad a las del análisis espectral. Como sucede muchas veces, con posterioridad a la aparición y diseminación de las técnicas del análisis espectral, el análisis de correlación ha sido menos empleado por los investigadores, aunque la información que el mismo puede aportar, resulta muchas veces de extraordinaria utilidad.

Como que el procedimiento posee particularidades en su tratamiento matemático-estadístico, resulta conveniente revisar los fundamentos básicos que lo sustentan.

Índice de correlación

Supongamos que tenemos dos realizaciones de un proceso, o de diferentes procesos estocásticos estacionarios y que a estas realizaciones (señales) las denominamos $X(t)$ y $Y(t)$. Si conociendo una de las señales, podemos entrever alguna información de la otra, entonces estas señales son, al menos, parcialmente dependientes. Debe siempre ser tomado en consideración, que dos fenómenos completamente independientes representan acontecimientos únicos. Por otro lado, no tiene sentido tratar de encontrar relaciones entre fenómenos que obviamente no poseen relación, pues podemos obtener un resultado que muestre un cierto grado de dependencia y conducirnos a una conclusión absurda. La literatura muestra buenos ejemplos de tales casos de correlaciones espurias.

Una medida del grado de dependencia de un proceso con otro, está dada por el cálculo de un índice que puede ser expresado como:

¹ Doctor en Medicina, Especialista de Fisiología de Segundo Grado, Investigador Titular, Profesor Consultante, Doctor en Ciencias Médicas, Académico Titular AIA, Instituto de Endocrinología y Enfermedades Metabólicas MINSAP.

² Licenciado en Cibernética-Matemática, Profesor Auxiliar, Maestro en Ciencias de la Computación Facultad de Biología, Universidad de La Habana, MES.

³ Licenciado en Informática, Instituto Superior de Medicina Militar "Dr. Luis Díaz Soto"

$$r = \frac{\sum xy}{\sqrt{(\sum x^2)(\sum y^2)}}$$

$$\text{donde } x = x - \bar{x} \quad y \quad y = y - \bar{y}$$

y "r" es un valor que recibe el nombre de coeficiente momento-producto de Pearson y que indica claramente la simetría entre X y Y.

Calculando el Índice de Correlación

Para la realización práctica de los cálculos de "r" se puede representar la anterior expresión por esta otra:

$$r = \frac{N \sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[N \sum x^2 - (\sum x)^2][N \sum y^2 - (\sum y)^2]}}$$

A los efectos de recordar la manera de realizar estos cálculos y para que nos sirva para el desarrollo posterior del tema, vamos a mostrar un ejemplo del modo de calcular:

Serie X	650	630	670	640	680	620	700	660	680	670	690	710
Serie Y	680	660	680	650	690	660	680	650	710	670	680	700

Proceso del cálculo de correlación simplificado

X	Y	X²	Y²	X•Y
650	680	422500	442000	442000
630	660	396900	415800	415800
670	680	448900	455600	455600
640	650	409600	416000	416000
680	690	462400	469200	469200
620	660	384400	409200	409200
700	680	490000	476000	476000
660	650	435600	429000	429000
680	710	462400	482800	482800
670	670	448900	448900	448900
690	680	476100	469200	469200
710	700	504100	497000	497000
8000	8110	5341800	5484900	5410700
Σ.X	ΣY	ΣX²	ΣY²	Σ(X•Y)

Sustituyendo los valores calculados tenemos:

$$r = \frac{12(5410700) - (8000 * 8110)}{\sqrt{[12 * 5341800 - (8000)^2][12 * 5484900 - (8110)^2]}}$$

$$r = \frac{64928400 - 64880000}{\sqrt{(101600) * (46700)}}$$

$$r = \frac{48400}{6881.92796} = 0.7026...$$

El valor de 'r' puede encontrarse entre -1 y +1. Si el valor encontrado es cercano a cero, la dependencia entre los procesos representados por las series de valores es poca y mientras mayor sea el coeficiente 'r', mayor dependencia habrá entre ambos. Cuando el signo sea negativo, indicará que la dependencia o relación entre los procesos es inversa: Cuando uno se incrementa el otro disminuye y viceversa.

Veamos algunas observaciones relacionadas con señales periódicas de morfología conocida, tales como la senoide. Si obtenemos mediante un muestreo uniforme, dos series de valores, de dos señales sinusoidales que tengan la misma frecuencia y que estén sincronizadas, independientemente de que sus amplitudes sean diferentes, obtendremos una correlación muy cercana a 1. Si el signo es positivo, ello indica que ambas señales están en fase y si fuese negativo, indicaría que están completamente en oposición de fase. El factor amplitud no influye en lo absoluto en el valor de 'r', ya que si prestamos atención a la expresión de cálculo, veremos que la propia ejecución de los mismos produce un valor adimensional.

El conocimiento de la función de correlación surgió de investigaciones donde se estudiaban los cambios de las relaciones entre dos procesos en función del tiempo. Pongamos por caso que se desea conocer el grado de relación entre dos procesos temporales (series temporales), durante un espacio de tiempo determinado. Una forma interesante de conocer las fluctuaciones de la relación entre ambas series, se obtiene calculando los coeficientes de 'r' en los distintos instantes de tiempo, lo que va a permitir conocer la función de correlación entre ambos. Cuando las dos series de valores corresponden a procesos diferentes, se dice que estamos en presencia de la correlación cruzada o cros-correlación (*cross-correlation* en inglés). También se puede efectuar un proceso similar utilizando una sola serie de valores. Para ello, se toma la serie de valores y se va comparando esta serie con valores de ella misma, pero desplazados en el tiempo. Esta forma de calcular el coeficiente de correlación, permite obtener la función de auto-correlación de dicha serie, la cual, como expusimos en otro lugar, constituye una de las características más importantes de un proceso estocástico estacionario, junto con la esperanza matemática y la varianza del proceso.

Correlogramas

El término correlograma fue introducido por H. Wold en 1938, en su trabajo de Tesis de Doctorado acerca de las series cronológicas estacionarias (Cansado E., 1970).

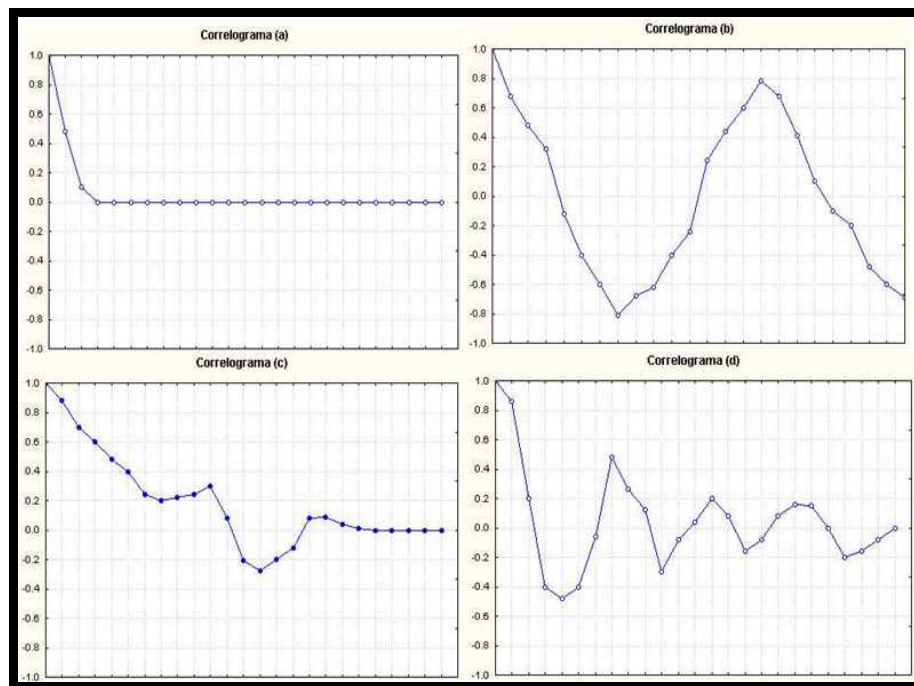


Figura 1. Diagramas "tipo" correspondientes a la función de autocorrelación de diferentes procesos estocásticos estacionarios. a_ (arriba izquierda) proceso puramente aleatorio; b_ (arriba derecha) proceso estrictamente periódico o de periodicidades ocultas; c_ (abajo izquierda) proceso de promedios móviles; d_ (abajo derecha) procesos autoregresivos.

Características de los autocorrelogramas

La morfología del gráfico del autocorrelograma puede ayudarnos a inferir la naturaleza del proceso que ha generado la serie temporal, para la que ha sido calculada la función de auto-correlación.

En el caso de un proceso puramente aleatorio, debe esperarse que a partir del primer desplazamiento, los valores de la función de autocorrelación sean iguales a cero. Para el caso de los procesos estrictamente periódicos y aquellos de periodicidades ocultas, el autocorrelograma presentará oscilaciones perfectamente periódicas, sin amortiguamiento. En un proceso de promedios móviles, es de esperar una caída rápida del coeficiente r a cero, con breves oscilaciones de pequeña amplitud y luego valores cercanos a cero hasta el final del autocorrelograma. Para los procesos autoregresivos, debe obtenerse un gráfico con oscilaciones periódicas, que se van reduciendo en amplitud, pero sin reducirse a cero. En la Figura 1 se representan los autocorrelogramas tipo, descritos para los procesos estocásticos estacionarios antes mencionados.

El croscorrelograma, a diferencia de los autocorrelogramas, requiere que se muestren al menos $N/2+1$ valores calculados para los desplazamientos en un sentido y otros tantos en el sentido opuesto. Los croscorrelogramas tipo,

mostrarán las morfologías antes expuestas para los autocorrelogramas, solo que en este caso, extendidos a ambas ramas de la función de croscorrelación.

Suavizado del periodograma

Las interrelaciones de la densidad espectral de potencia con la función de autocorrelación fueron el resultado de trabajos casi simultáneamente publicados por el padre reconocido de la Cibernética, el norteamericano Norbert Wiener, y el académico soviético L. Ya. Jinchin. Al teorema que establece estas relaciones se le denomina por ello, como Teorema de Wiener-Jinchin.

El teorema demuestra que la densidad de potencia espectral es la transformada de Fourier de la función de autocorrelación. Este hecho demostró la posibilidad de calcular la función de autocorrelación de los valores de la densidad espectral de potencia a partir de la transformación inversa de Fourier, y algo aún más importante, que la aplicación de la transformada de Fourier a la función de autocorrelación de una serie temporal dada, permite obtener un estimado de la densidad espectral de potencia, que resulta menos “ruidoso” que la estimación por el método del periodograma, y por ello, al resultado de aplicación de la transformada a la función de autocorrelación, se le ha denominado espectro suavizado de potencia.

Cuando se abordó el acápite de la estimación del valor de la densidad espectral de potencia, fue señalado que existían otras maneras de estimar el verdadero espectro de potencia de la señal muestreada que llamamos $P_{ss}^2(\Omega)$. Uno de esos procedimientos es el que se conoce como promediación de periodogramas (método de Welch) y el otro es el que se ha descrito de manera sucinta en los párrafos anteriores. Para profundizar en detalles sobre ambos procedimientos recomendamos el libro de Oppenheim “Discrete-time signal processing”, (1990).

La estimación mediante el periodograma de la densidad espectral de potencia la expresamos así:

$$P_{xx}^2(\Omega) = \frac{1}{LU} |X(k)|^2 ;$$

y en otro lugar, al tratar el ventaneo (“data windowing”) vimos que si se aplicaba una ventana rectangular a la serie de entrada al proceso de la FFT, la constante U debía tomar el valor 1 y la expresión final queda como:

$$P_{xx}^2(\Omega) = \frac{1}{L} |X(k)|^2 ;$$

Ya habíamos visto en detalles la forma de calcular el módulo del espectro de potencia y especialmente los valores $|X(k)|^2$. Estos valores, analizados en el dominio de la frecuencia, son portadores de la información de intensidad o amplitud de energía, pero carecen de la información de fase.

La transformación inversa de los valores $|X(k)|^2$, produce una función de tiempo generalizada, que carece de información de fase, y que corresponde a la función de auto-correlación $r(\tau)$.

Este acápite podría haberse presentado, cuando se expusieron las particularidades del método de análisis espectral, pero consideramos que en este lugar el lector tiene mayores elementos de referencia para comprender lo que se ha señalado.

Promediación del periodograma

Cuando abordamos el ventaneo, en un acápite anteriormente abordado, habíamos mostrado que si en la expresión

$$P_{xx}^2(\Omega) = \frac{1}{LU} |X(k)|^2 ;$$

se escoge un valor adecuado para el factor de escala “1/LU”, se logra atenuar o eliminar el factor ventana (V_n) y el estimado del periodograma resultaría entonces un estimado asintóticamente no sesgado del verdadero espectro de potencia que hemos simbolizado como

$$P_{ss}^2(\Omega) ,$$

Aún así, el espectrograma resulta muy “ruidoso”, mostrando una gran cantidad de picos para múltiples frecuencias discretas. Estas fluctuaciones son dependientes del propio proceso de estimación y para algunas aplicaciones, tales como la modelación de señales, resulta deseable obtener espectrogramas algo más suavizados.

Vale la pena aquí detenernos en dos aspectos concretos asociados a los estudios de la variabilidad del ritmo cardiaco. En estos estudios se ha encontrado una significación clínico-fisiológica, no para frecuencias discretas específicas, sino para rangos de frecuencia, que son abordados en este trabajo pero en otro sitio. Digamos a modo de ejemplo, que los componentes entre 150 y 400 mHz de frecuencia están asociados a la actividad parasimpática vagal.

En este caso, lo importante desde el punto de vista evaluativo, es la energía (potencia) del espectro acumulada para las frecuencias discretas en ese rango y no una frecuencia discreta específica. Es decir, no tiene mucha relevancia que el espectro en ese rango sea más o menos fluctuante, siempre que sea resultado de la aplicación correcta del método de cálculo utilizado. No estamos tratando de detectar un componente con una frecuencia discreta definida concreta, digamos 210 mHz, 230, o cualquiera otra. Por ello, siempre que nuestro espectrograma cumpla con las normas que hemos ido estudiando en estos materiales, no debemos perder información clínico-fisiológica relevante al usar el espectrograma.

El otro aspecto que deseamos sea objeto de atención es al modo de graficar los resultados de la aplicación del periodograma. A los efectos visuales, no resulta lo mismo que el espectro se grafique como puntos, como líneas que

unan a dichos puntos o como columnas que representen el área correspondiente a cada frecuencia discreta del espectrograma. El mejor efecto, en el sentido visual, nos parece que es la representación de las frecuencias discretas como área, pero en definitiva el efecto es solo visual. En este caso, una aproximación a este asunto podría ser la realización de un “suavizado” de los valores del espectrograma, es decir, algo así como trazar a mano alzada el perfil del espectro que resulte “a ojo”, el que responda mejor a las fluctuaciones del trazado.

Aunque parezca aventurado y hasta algo poco preciso desde el punto de vista técnico, debemos señalar que es método que se emplea con frecuencia en algunas aplicaciones y en las que generalmente se aplican ventanas deslizantes de promediación a lo largo de la señal, obteniéndose los resultados deseados de esta manera. Resulta un recurso válido para el caso en que no sea relevante un valor específico de frecuencia del espectro. Es el caso de los espectrogramas de la variabilidad del ritmo cardiaco. Eso sí, los cálculos de indicadores del espectrograma, deben realizarse sobre los valores originales y no sobre los suavizados. De esta manera, se logra el efecto visual deseado y no se influye en los cálculos de los indicadores. Múltiples software de procesamiento estadístico brindan esta facilidad de “suavizado”, de acuerdo con el deseo del usuario.

También influirán en la apreciación visual, otros factores del graficado como serían: espaciado entre frecuencias discretas en el eje de las abscisas, transformación de valores en el eje de las ordenadas (potencias, raíz cuadrada, logaritmo de valores originales, etc.) o transformación de la escala de valores del eje de las frecuencias discretas, por ejemplo usando una escala logarítmica.

Lo que hemos deseado transmitir es solo un mensaje de alerta, para que al observar un espectrograma podamos dirigir nuestra atención a los factores que hemos expuesto.

Ahora bien, a partir de la última década del pasado siglo comenzaron a introducirse en los estudios de la variabilidad del ritmo cardiaco, métodos de obtención de espectrogramas de potencia suavizados haciendo uso de técnicas de promediación de espectros. En el próximo acápite abordaremos el más utilizado de estos procedimientos.

Periodogramas de Bartlett y de Welch

Fue M.S. Bartlett quien a partir de 1953 inició el estudio de la promediación de los periodogramas para la estimación de los espectros de potencia de una señal. A medida que fueron perfeccionándose los algoritmos para el cálculo de la transformada discreta de Fourier, P.D. Welch (1970) combinó esos algoritmos con el uso de una ventana de datos $w[n]$, para desarrollar el método de lo que se denomina método modificado de promediación de periodogramas.

Una secuencia $x[n]$ de Q valores, se subdivide en segmentos de una longitud de L muestras, con una ventana también de longitud L para cada uno, formándose diversos segmentos:

$$x_r[n] = x[rR+n]w[n], \quad 0 \leq n \leq L-1;$$

Si R es mayor que L los segmentos se solapan y si $R = L$ entonces los segmentos son contiguos. Si no existe solapamiento, el número de segmentos será de Q / L . Este valor de L se establece de modo que el cociente Q / L siempre sea un valor entero. En otras palabras, L será siempre un submúltiplo de Q .

Como ejemplo, para una Q de 2048 muestras consecutivas, si se selecciona una L de 256 muestras y no hay solapamiento, es decir, que $R = L$, entonces tendremos $2048 / 256 = 8$ segmentos contiguos consecutivos.

El periodograma del r -ésimo segmento se podría enunciar así:

$$P_r^2 = \frac{1}{LU} |X_r(k)|^2;$$

Cada P_r^2 posee las propiedades del periodograma que han sido analizadas en otro momento. La promediación de los periodogramas de los " n " segmentos de la secuencia Q , podría representarse como:

$$\bar{P}_r^2 = \frac{1}{n} \sum_{n=0}^{n-1} (P_r^2);$$

Si hacemos la suposición que las muestras separadas por una longitud L no están correlacionadas entre sí (*"ojo con esta condición"*), entonces será razonable asumir que los periodogramas P_r^2 estarán distribuidos como variables independientes.

En este caso, y sin profundizar en la demostración matemática, se puede esperar que la media del periodograma resultante sea un valor no sesgado, pero la varianza aún será un estimado asintóticamente no sesgado del verdadero espectro de potencia, aunque la varianza será al menos $1 / n$ veces menor que la de cada segmento.

En otras palabras, la varianza será inversamente proporcional al número de periodogramas promediados y a medida que se incrementa n , la varianza tiende a cero. O sea, como ocurre en casos de problemas de estimación estadística, para un número prefijado de datos Q existe un compromiso entre el nivel del sesgo y la varianza. Y sin embargo, a medida que Q se incrementa, se pueden incrementar L y n , de modo que en tanto que Q se acerque a infinito, el sesgo y la varianza se aproximarán a cero.

Por lo tanto, en tal caso, la promediación de los periodogramas podría producir un estimado del espectro de potencia real asintóticamente no sesgado. A este procedimiento se le denomina entonces periodograma de Bartlett.

Hasta aquí se ha supuesto que no se ha efectuado solapamiento de los segmentos y que como ventana para el cálculo del periodograma hemos utilizado la ventana rectangular.

Le correspondió a Welch la demostración de que usando otro tipo de ventana, también el comportamiento de propiedades estadísticas antes mencionadas se mantienen, lo que permite aprovechar las ventajas del ventaneo en esta forma de análisis, y además también demostró que en el caso de solapamiento de los segmentos la varianza se reduce aún más (casi por un factor de 2), llegando a su máxima reducción cuando el solapamiento corresponde a la mitad de un segmento. En este caso, es cuando propiamente hablamos de periodograma de Welch. En la Figura 2 se muestra el efecto de aplicar valores diferentes de Q, L y R a una serie de intervalos R-R dada.

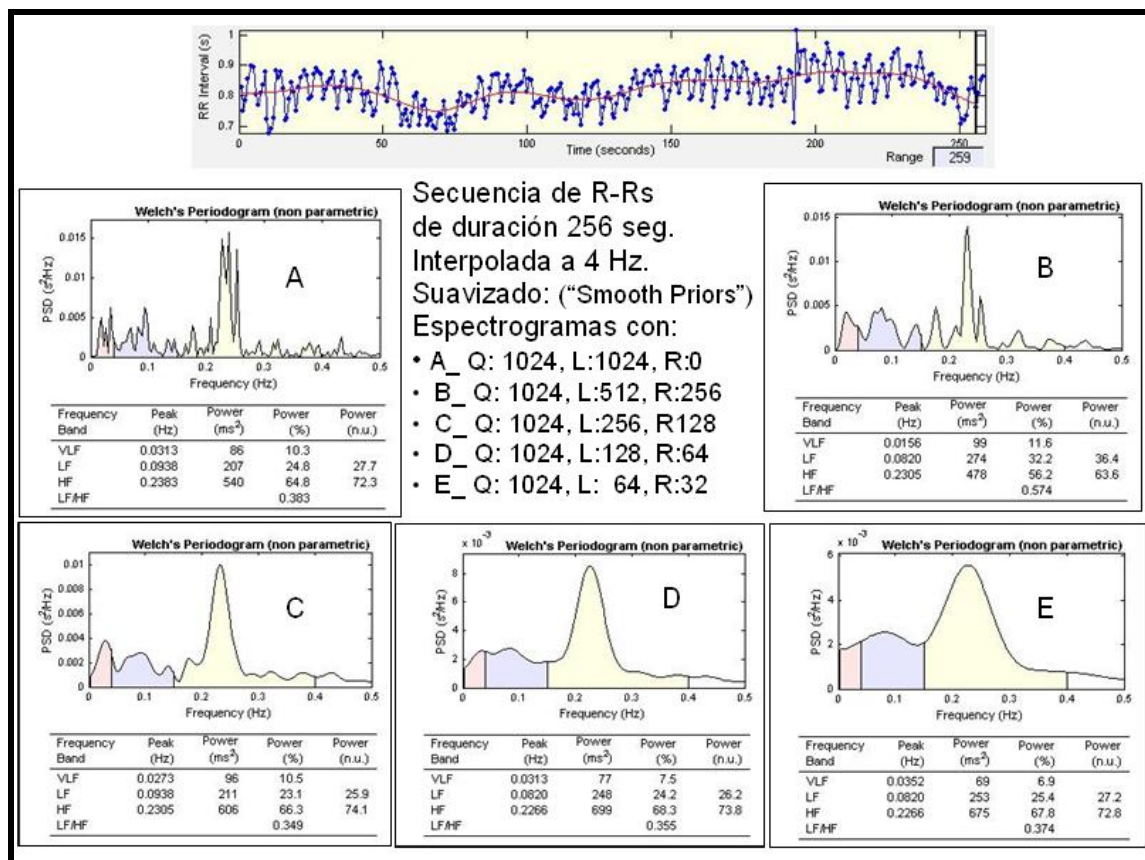


Fig. 2 Efecto de suavizado del periodograma mediante método de Welch. En A_ sin aplicar promediación. En B, C, D y E con valores para L y R como se muestran en el gráfico.

Resolución espectral en el periodograma de Welch

De acuerdo con lo expuesto anteriormente, resulta entonces importante la elección del valor de Q, de L y de R. En la Figura 3 se muestra a modo de ejemplo una secuencia de 2048 valores, a la que se desea someter al proceso del periodograma de Welch. Se ha elegido una longitud para L de 512 y un solapamiento R de 256 muestras.

Podemos advertir que se generan 7 segmentos a los cuales se deberá efectuar el análisis espectral y luego promediarse los valores obtenidos para cada frecuencia discreta, a fin de obtener el espectrograma suavizado. De modo

genérico se pueden calcular los segmentos a promediar a partir de la siguiente expresión:

$$N = [(Q/L) \times 2] - 1 ;$$

En el caso que L sea igual a Q no se efectuaría promediación, ya que solo existiría un segmento para el análisis. La selección de Q y de L estará en dependencia de los intereses del propio análisis. Para el caso del estudio de periodos cortos del electrocardiograma digamos de 5 minutos, una opción razonable podría ser la de utilizar los mismos parámetros que se muestran en la Figura 2. Tengamos en cuenta que para obtener 2048 muestras del registro de 5 minutos, será necesario obviamente, que la secuencia original de cardiointervalos sea objeto de remuestreo utilizando para ello alguno de los procedimientos válidos, tales como los algoritmos de Berger, Nidekker o de interpolación matemática.

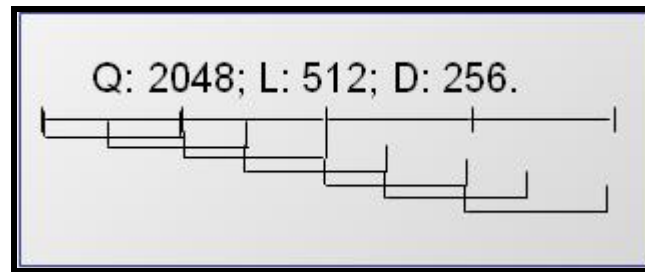


Fig. 3 Diagrama mostrando solapamiento de segmentos para el algoritmo de Welch.

Tratemos de analizar ahora el efecto de la aplicación de ventanas más cortas que Q para el proceso del periodograma promediado, en relación con el periodograma de las Q muestras. Vamos a utilizar el mismo ejemplo de la figura 3. Supongamos que las 2048 muestras han sido obtenidas imponiendo una frecuencia de muestreo de 4 Hz, o sea, un periodo de muestreo de 250 ms. En este caso, la resolución espectral, si se efectúa para las 2048 muestras en total será, como ya sabemos calcular:

$$R_s = \frac{1}{(P_m \times N)} = \frac{1}{(250 \times 2048)} = 1.953125 \text{ mHz} ;$$

Veamos ahora la resolución del proceso espectral si utilizamos ventanas de L = 512 muestras:

$$R_s = \frac{1}{(P_m \times N)} = \frac{1}{(250 \times 512)} = 7.8125 \text{ mHz} ;$$

Obviamente, las resoluciones en ambos modos de procesamiento son desiguales y por tanto la comparación de indicadores obtenidos mediante periodogramas de 2048 muestras, con los obtenidos mediante promediación de ventanas de menor duración no resulta válida.

Esta sencilla cuestión no es tomada muy en cuenta en algunos trabajos y ello hace cuestionable cualquier resultado así obtenido. Si utilizamos un software que permita el cálculo de los periodogramas de Welch, deberemos estar seguros de los cálculos que realiza el mismo para utilizar entonces adecuadamente los resultados. Solo nos interesa llamar la atención del lector hacia esta observación y que no estimamos sea objeto de este breve abordaje al procesamiento de señales.

Eliminación de frecuencias indeseadas en el periodograma de Welch

Ya hemos podido observar, como se mostró al abordar el cálculo del periodograma en un caso concreto (ver Capítulo 6, Acápites 1.8), que cuando se procesa una serie de cardiointervalos R-R mediante el uso del análisis espectral, los espectrogramas poseen unos valores muy elevados de energía para los componentes de frecuencias más bajas, en comparación con los de altas frecuencias. Estos valores elevados de potencia de los componentes de más baja frecuencia indudablemente provocan “fugas” hacia las frecuencias aledañas, por lo cual resulta conveniente desechar algunos de esos componentes al momento de efectuar los cálculos del periodograma.

En general, se acostumbra desechar los componentes de frecuencia para los cuales el periodo correspondiente a los mismos no está incluido al menos 5 veces en la duración total de la secuencia analizada. El Grupo de Trabajo de Normalización (Task Force..., 1996), precisa que no deben considerarse aquellos cuyo periodo no esté incluido al menos 10 veces en la duración total de la secuencia. Estas cuestiones fueron expuestas en otro lugar y recomendamos al lector revisarlas de nuevo en caso necesario.

Pasemos entonces al análisis de lo que ocurre con los componentes espectrales correspondientes a las frecuencias más bajas al aplicar el método de Welch para el cálculo del periodograma promediado. Como ya sabemos, los componentes del espectrograma clásico muestran una multitud de picos que poseen un carácter de aleatoriedad importante. Al efectuarse la promediación, la misma tiende a eliminar a todos aquellos componentes aleatorios y realzar solo a aquellos que se repiten con una cierta constancia. Como consecuencia de la acción de la promediación, el espectro promediado reducirá extraordinariamente la intensidad (energía) de los componentes de alta frecuencia (que ya de por sí son menores respecto a los de baja frecuencia), lo que ocasiona que al intentar representar de modo gráfico los resultados del espectro promediado, no sea posible visualizar prácticamente nada en las frecuencias de interés para los estudios clínico-fisiológicos. Solo vemos unos valores inmensos para los componentes de más baja frecuencia y luego una línea cercana a intensidad cero de los componentes de interés.

¿Qué hacer entonces? Bueno, este es un problema genérico que también afecta al espectrograma calculado mediante el periodograma clásico, aunque allí no sea tan acuciante. Para ambos casos las posibles soluciones son similares. Una consiste en aplicar a la secuencia de valores que se va a someter a la FFT, un procedimiento que permita despojar a esta secuencia de determinados componentes de frecuencia, o sea, a realizar un filtrado de la

secuencia que elimine los componentes que luego crearían los exagerados valores.

A este abordaje se le llama en lengua inglesa “*detrending*” y se han descrito innumerables procedimientos con ese fin. El problema con estos procesos de “*detrending*” está en que tenemos que estar absolutamente seguros de que ese proceso no afecte también a componentes con interés clínico-fisiológico. En el caso de emplearse uno de estos procedimientos para el procesamiento de series de cardiointervalos R-R, resulta obligatorio señalar, al describir la metodología del análisis empleado en nuestro estudio, el tipo de algoritmo usado y las características de su implementación que deben ser aportados por el fabricante del equipo o software utilizado. Algunos software, como el HRV de J.P. Niskanen et al (2004), brindan diferentes opciones, que incluyen la de no aplicar variaciones a la secuencia original (Ver Figura 4).

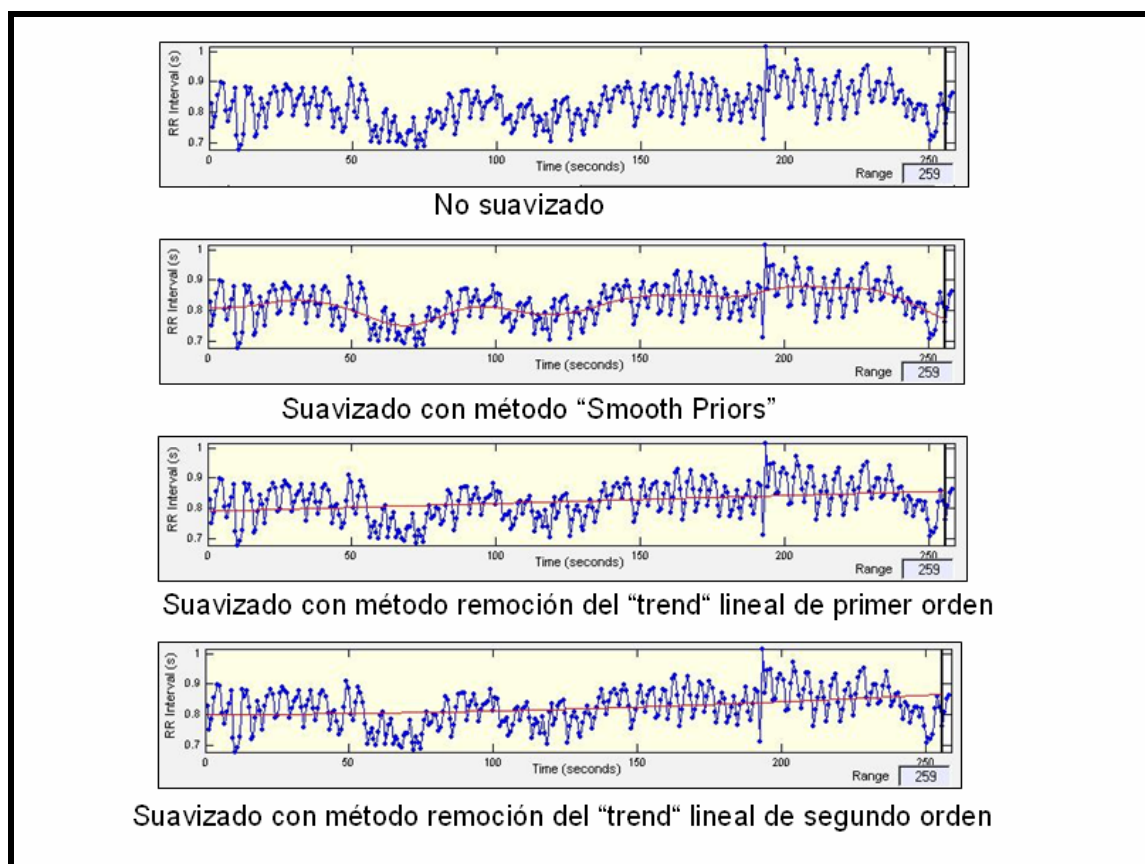


Fig. 4 Histogramas secuenciales de cardiointervalos R-R mostrando con línea de color rojo el valor del componente que se elimina al aplicar diferentes tipos de “*detrending*”, mediante el software HRV de J.P. Niskanen et al. 2004.

Otra manera de abordar el problema es sencillamente no mostrar en el graficado del espectro aquellos componentes que no serán utilizados para los cálculos de los indicadores espectrales, es decir, al menos el componente de frecuencia cero y las subsiguientes 10 frecuencias discretas, que como antes hemos analizado, no deben ser consideradas si tomamos en cuenta las recomendaciones del Grupo Internacional de Normalización a la que ya hicimos referencia.

Veamos con un ejemplo cuál sería la situación de las frecuencias discretas que estarían disponibles para los cálculos en dominio de la frecuencia de una secuencia de R-Rs con duración total de 256 segundos, de la cual se hayan utilizado 1024 muestras obtenidas mediante un algoritmo de interpolación que utiliza periodo de muestreo de 250 milisegundos. La resolución espectral del proceso sería de $1/256 = 3.90625$ mHz. La primera frecuencia, o componente cero, o de DC se desecharía, así como las 10 subsiguientes que serían:

Orden F[i]	Valor F[i]
0	DC
1	3.906250
2	7.812500
...	...
10	39.90625
11	42.96875

Podemos advertir que eliminando del gráfico los elementos en cuestión, a partir del valor 11 de la frecuencia discreta, que es a partir de donde se realizan los cálculos válidos para el análisis en dominio de la frecuencia, los resultados ya poseen una significación clínico-fisiológica de interés y no perdemos ni un valor de la banda de baja frecuencia que comienza en 40 mHz. Al no graficar esas frecuencias en el espectrograma, pueden entonces observarse claramente las frecuencias espectrales de interés.

Siempre queda la alternativa de usar algoritmos paramétricos autorregresivos, que también producen imágenes muy suavizadas de los espectrogramas, pero que exigen que las muestras de cardiointervalos analizadas cumplan una serie de requerimientos estadísticos que no siempre pueden garantizarse. En este trabajo no abordaremos estos métodos.