DESARROLLO DE UNA “TOOLBOX” DE TRATAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES EN EL CAMPO DE LA BIOMECÁNICA DEL APARATO LOCOMOTOR

Gianikellis, K.
E_mail: kgiannik@unex.es
Pantrigo, J.J.
Vara Gazapo, A.
Galapero, L.
Facultad de Ciencias del Deporte. Universidad de Extremadura

RESUMEN

Los sistemas de instrumentación y medida en el campo de la Biomecánica del aparato locomotor, tales como, sistemas optoelectrónicos, plataformas de fuerza, EMG, Electrogoniometría, convertidores A/D en general, etc., introducen en la medida de la magnitud física que se mide, una cantidad de “ruido” integrado por errores sistemáticos y aleatorios que “corrompe” la señal obtenida. Así que, el procesamiento digital de señales se ha transformado en una herramienta imprescindible, puesto que, permite la adquisición correcta de los datos (frecuencia de muestreo), la parametrización del fenómeno físico en cuestión, la mejora de la relación “señal – ruido” y la transformación de una señal del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia facilitando su interpretación. el objetivo de este trabajo ha sido programar en el entorno MATLAB un conjunto de rutinas que permitan tratar todo tipo de registros, asociados al movimiento humano, en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia.

PALABRAS CLAVE

Biomecánica, Tratamiento digital, Análisis espectral.

1 INTRODUCCIÓN

Los avances realizados durante los últimos años en el campo de la informática y, en general, en la tecnología de los sistemas digitales que ha sido acompañada de la reducción de los costes y tamaño del hardware digital han potenciado enormemente su empleo y aplicaciones, de modo que la información se registra, se transmite y se almacena de forma digital, de manera cada vez más conveniente.

Los sistemas de instrumentación y medida en el campo de la Biomecánica del aparato locomotor, tales como, sistemas optoelectrónicos, plataformas de fuerza, EMG, Electrogoniometría, convertidores A/D en general, etc., introducen en la medida de la magnitud física que se mide, una cantidad de “ruido” integrado por errores sistemáticos y aleatorios que "corrompe" la señal obtenida. Así que, el procesamiento digital de señales se ha transformado en una herramienta imprescindible, puesto que, permite la adquisición correcta de los datos (frecuencia de muestreo), la parametrización del fenómeno físico en cuestión, la mejora de la relación "señal – ruido" y la transformación de una señal del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia facilitando su interpretación.

El procesamiento digital de señales puede conducir a una pérdida de información y/o a errores respecto del tratamiento posterior de la señal muestreada. Por tanto, surge la necesidad de "ajustar" los valores discretos a curvas que representan con suficiente precisión el fenómeno físico bajo estudio minimizando los errores contenidos en la medida. En el campo de la Biomecánica del movimiento humano es muy frecuente obtener, a partir de las coordenadas tridimensionales de los marcadores anatómicos que definen un modelo mecánico del sujeto en estudio, las velocidades y aceleraciones, lineales y angulares, de los segmentos corporales, recurriendo a técnicas de fotogrametría cine o vídeo u otras técnicas indirectas de análisis cinemático. El cálculo de la primera y segunda derivada temporal de las funciones posición - tiempo se basa en lo que se conoce como técnicas de "ajuste" de los datos al saber que las medidas respecto a las coordenadas espaciales de los marcadores anatómicos contienen errores sistemáticos y aleatorios (*"ruido blanco"*).

Por otro lado, es conocido que el cálculo de las derivadas temporales de los datos posición - tiempo lleva implícito el problema de la *amplificación del ruido* ("ill - posed problem") en las mismas, de modo que si la señal temporal registrada x(t) representa una suma de armónicos senoidales, o sea, $x(t) = \sum_{i=0}^{n} A_i * \mathrm{sen}(\omega_i + \varphi)$, los que corresponden a los errores aleatorios son de amplitud muy pequeña y de frecuencia alta. Por tanto, aunque la amplitud de cada uno de los armónicos de x(t) (señal más ruido) se define por $\{A_i\}$, la amplitud de cada uno de los armónicos de la señal temporal que corresponde a la primera y la segunda derivada x'(t) y x''(t) serán $\{\omega_i * A_i\}$ y $\{\omega_i^2 * A_i\}$ respectivamente. Así pues, cuanto mayor es el contenido en frecuencia de la señal x(t), más se amplificarán, en los espectros de las magnitudes derivadas, los armónicos que corresponden a los errores de la medida (amplificación del ruido) y si no se mejora la relación "señal/ ruido", las derivadas pueden contener más error que señal. Por esto, desde hace tres décadas, los científicos que trabajan en el campo de la Biomecánica han concentrado su atención en el problema de la reducción del "ruido" y la mejora de la relación "señal/ruido" que pasa por el tratamiento digital de la señal.

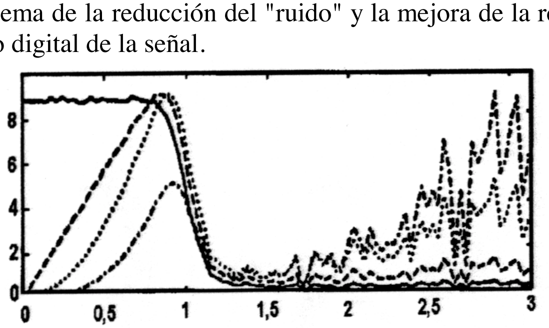


Fig. 1. Espectro de una señal temporal contaminada con ruido (línea continua) y sus primera (- - -), segunda (. . .) y tercera derivada (._._.) .(Woltring, 1993).

Otra metodología de capital importancia para determinar la intervención muscular como causa del movimiento que se observa externamente es la Electromiografía (EMG) “que consiste en registrar con electrodos de superficie la variación en el potencial eléctrico generado por un músculo cuando este se activa a causa de una secuencia de impulsos eléctricos originados en los centros de control del Sistema Nervioso Central y transmitidos por las vías eferentes de las motoneuronas hasta las placas motoras terminales de las unidades motoras

El EMG, como señal que representa un proceso *estocástico, e*sto es, que si las medidas se repitieran varias veces bajo condiciones idénticas, los resultados serían diferentes debido a las variaciones aleatorias inherentes a la señal, se puede describir con métodos basados en la teoría de probabilidades y parámetros estadísticos. En el caso de que la densidad de probabilidad de su amplitud no dependa del tiempo, el proceso se llama *estacionario*. Puesto que, cada realización de un proceso estocástico tiene una media (m_i) y la media global del proceso en todas sus realizaciones es (μ), si ($m_i = \mu$), el proceso se llama *ergódico* (el teorema de los Birkhoff and Khintchine establece que (m_i) existe para casi todas las realizaciones). Después de todo esto se establece que *en el tratamiento de la señal EMG se asume su ergodicidad y su estacionariedad para determinados intervalos de tiempo (normalmente cortos).*

El tratamiento y la parametrización de una señal, que puede pertenecer a cualquiera de las categorías que aparecen en el siguiente cuadro, dependen de la naturaleza de la misma.

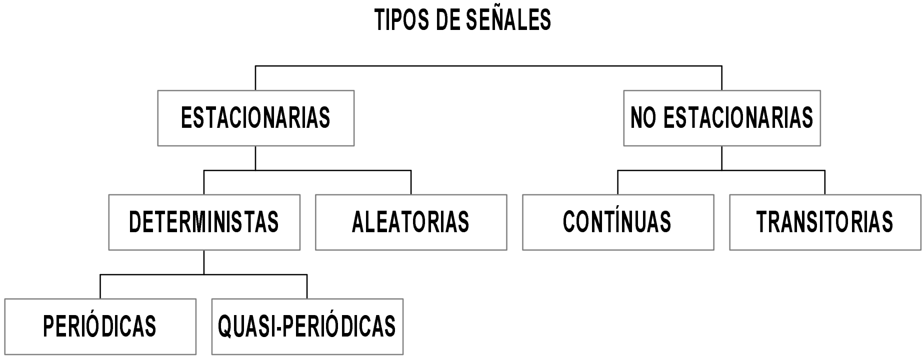


Fig. 2. Clasificación de las señales.

Según el cuadro se definen como *señales estacionarias* aquellas que sus propiedades no varían con el tiempo y son independientes del registro particular y se dividen en *deterministas* y *aleatorias*. Las señales *deterministas* son aquellas donde cada valor de la magnitud física que se mide, se define analíticamente por una expresión matemática, tabla de datos o una regla y pueden ser señales *periódicas, de duración finita, transitorias y cuasi - periódicas.* Como señales *aleatorias* se consideran aquellas que se describen solamente en términos estadísticos.

Teniendo en cuenta todas estas consideraciones el objetivo de este trabajo ha sido programar en el entorno MATLAB un conjunto de rutinas que permitan tratar todo tipo de registros, asociados al movimiento humano, en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia para: i) mejorar la relación “señal/ruido”, ii) encontrar la expresión analítica de las funciones posición – tiempo facilitando el cálculo de las magnitudes derivadas, iii) definir la frecuencia de muestreo de una señal limitando la posibilidad del “aliasing”, iv) parametrizar mejor el análisis que se lleva a cabo y facilitar la detección de fenómenos como la fatiga muscular local en el dominio de la frecuencia.

2 DESCRIPCIÓN DE LA "TOOLBOX DE TRATAMIENTO DIGITAL"

2.1 Técnicas de ajuste de los datos posición – tiempo utilizando funciones *"spline"*

La toolbox de análisis de datos ofrece la posibilidad de ajustar los datos a funciones *"spline naturales"*. Con estas técnicas, el ajuste de los datos se hace a "trozos" de modo que varios polinomios de grado pequeño son empalmados entre sí de forma continua. Dentro de este tipo de suavizados está disponible el algoritmo que se conoce como *"GCVSPL"* de las iniciales de *"Generalised Cross Validation Spline"* donde se emplean "splines naturales" de grado hasta siete para ajustar y/o interpolar una secuencia de puntos/datos determinando la cantidad de suavizado requerido. Este algoritmo permite que el usuario defina por decisión propia el parámetro de suavizado para calcular el "spline" de ajuste. Así que, cuando no se dispone de un estimador de los errores de la medida, los valores óptimos de la función de ajuste se calculan automáticamente según el criterio *"Generalised Cross Validation (GCV)"* (Fig. 3). En el caso que sea conocida la varianza del error contenido en los datos posición - tiempo, la función de ajuste de los datos se calcula según el criterio *"Mean - Squared Prediction Error (MSE)"*.

El ajuste de una secuencia de puntos/datos, no necesariamente equidistantes, a una curva definida por polinomios, exige determinar los coeficientes de los polinomios de ajuste en función de dos criterios contrapuestos. Por un lado minimizar el error de ajuste y, por otro lado, conseguir una curva suave. Así que, se impone pasar la curva de ajuste a cierta distancia de los datos de modo que se minimice la *"función objetivo"* (C_p), compuesta por un término que expresa el *"error intrínseco de la medida"* y otro término que expresa la *"suavidad de la curva de ajuste"*:

$$\boxed{C_p = \sum_{i=1}^{n} w_i \{\psi_i - S_p(t_i)\}^2 + p \int_{-\infty}^{\infty} \left|S_p^m(t)\right|^2 dt}$$

Donde (t) es la variable independiente (tiempo), (ψ_i) es la medida en el instante (i), [$S_p(t_i)$] el valor ajustado en el instante (i) de la función *"spline"* (S), (w_i) el factor peso del error en el instante (i), de modo que a mayor (w), menor es la importancia del error, (p) el peso de suavidad o factor de suavizado que regula la suavidad del spline (Para p = 0 se trata de una interpolación). Es decir, para un factor de suavizado debe encontrarse un óptimo entre la suavidad del "spline" y la calidad de ajuste de los datos, de modo que para ajustar los datos que contienen "ruido", el problema más importante, especialmente cuando se tienen que calcular las magnitudes derivadas, es seleccionar adecuadamente el parámetro de suavizado. Se ha demostrado que los splines naturales de quinto grado dan valores más exactos que las otras técnicas respecto a la primera y segunda derivada.

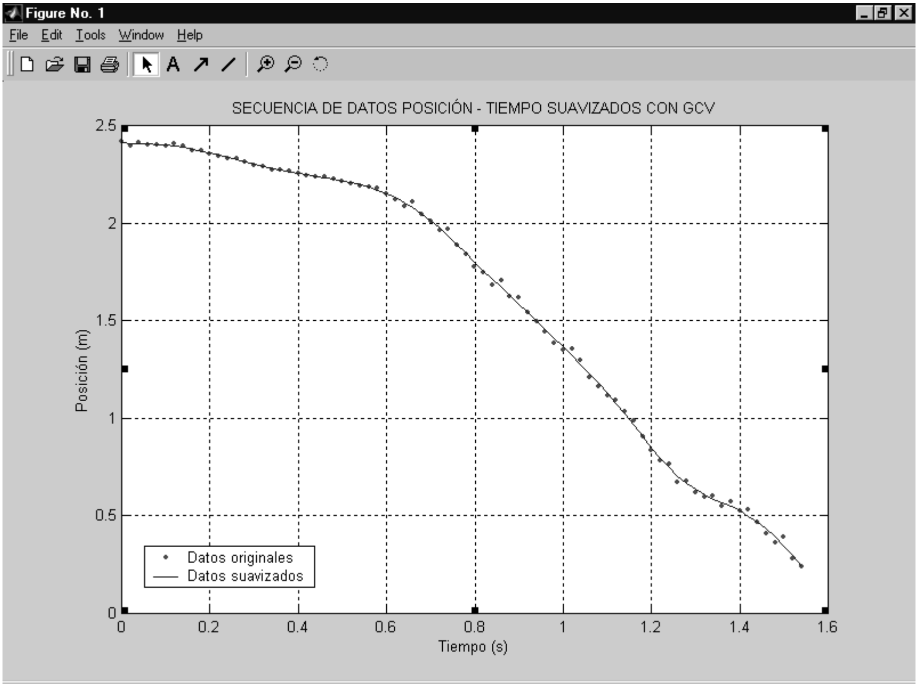


Fig.3. Ajuste datos posición – tiempo con el algoritmo GCV.

2.2 Análisis de registros electromiográficos (EMGs) en el dominio del tiempo

El análisis del EMG en el dominio del tiempo permite evaluar algunos aspectos de la coordinación motora junto con la cantidad de actividad muscular que supone cierta actividad motriz y el nivel de tensión desarrollada, mientras que el análisis en el dominio de la frecuencia permite estudiar la aparición de la fatiga muscular local. El análisis del EMG en el *dominio del tiempo* consiste en la valoración de la amplitud de la señal rectificada *S(t)* a través de los siguientes parámetros:

❒ el valor medio de la señal rectificada (AREMG) durante un intervalo de tiempo determinado.

$$AREMG = \frac{1}{t_2 - t_1} \int_{t1}^{t2} |S(t)|\, dt \qquad \text{mV}$$

❒ *el valor del EMG integrado (iEMG)*, se expresa como la integral del área por debajo de la señal rectificada:

$$\mathrm{iEMG} = \int_{t1}^{t2} \left| S(t) \right| \, \mathrm{dt} \qquad \mathrm{mV\ s}$$

❒ *el valor de la raíz de la media cuadrática (RMSEMG)*, que físicamente representa la raíz cuadrada de la potencia media de la señal para un intervalo de tiempo determinado, que puede ser continuo o móvil.

$$\boxed{RMSEMG = \sqrt{\frac{1}{t_2 - t_1} \int_{\mathrm{t1}}^{\mathrm{t2}} \mathrm{S}^2(t)\, \mathrm{dt}} \qquad \mathrm{mV}}$$

Además de las subrutinas que permiten el cálculo de estos parámetros se han construido filtros (Fig. 4) que operan en el dominio del tiempo y cuya descripción es la siguiente:

❒ *Filtros de media móvil (MA)*, en los cuales los valores de la salida se obtienen a partir de los valores de la entrada y de sus valores anteriores.

❒ *Filtros autorregresivos (AR)*, en los cuales los valores de la salida se obtienen a partir de los valores anteriores de la propia salida.

❒ *Filtros autoregresivos de media móvil (ARMA)*, en los cuales los valores de la salida dependen de los valores anteriores de la entrada y de la propia salida.

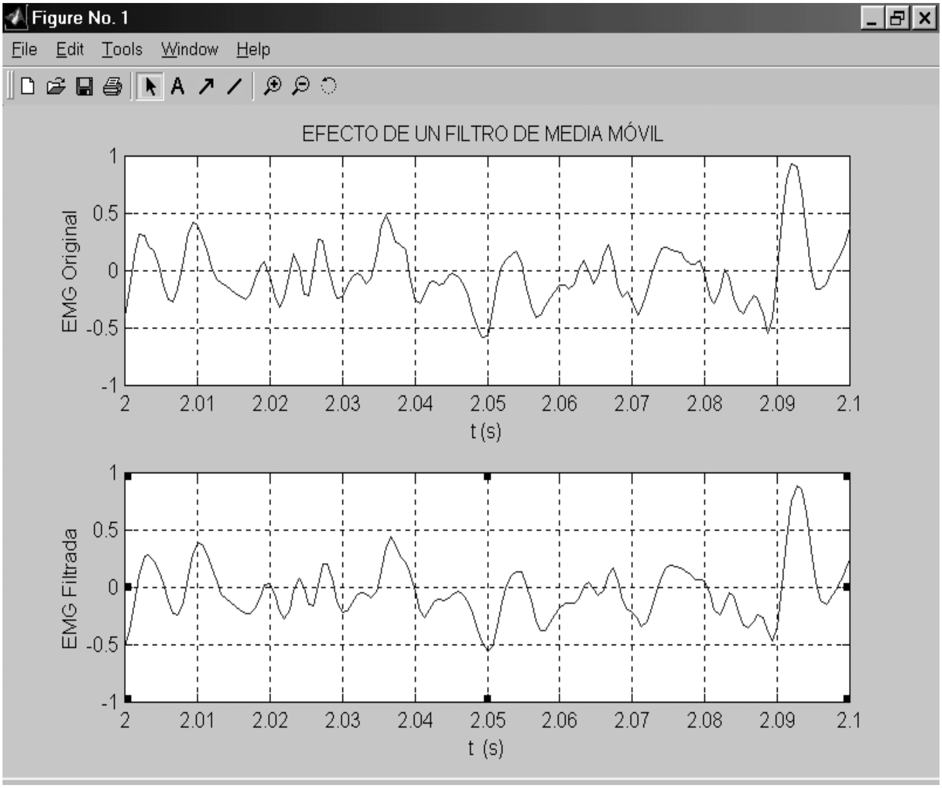


Fig. 4. Señal filtrada con filtro de media móvil

Por último, en la representación temporal de procesos aleatorios se utiliza, entre otros parámetros, l*a función de autocorrelación definida* como:

$$\boxed{R_{xx}(\tau) = \lim_{T\to\infty} 1/T\int_0^T x(t)x(t+\tau)dt}$$

2.3 Análisis de registros electromiográficos (EMGs) basado en las Series de Fourier

La *transformada de Fourier (TF)* es una generalización de las series de Fourier que permite la caracterización de funciones x(t) *no periódicas* en el dominio de la frecuencia. Dada una función x(t) tal que, $\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt < \infty$ se define su transformada de Fourier X(f), siendo f la frecuencia, como,

$$\boxed{X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{(-j2\pi f(t))} dt}$$

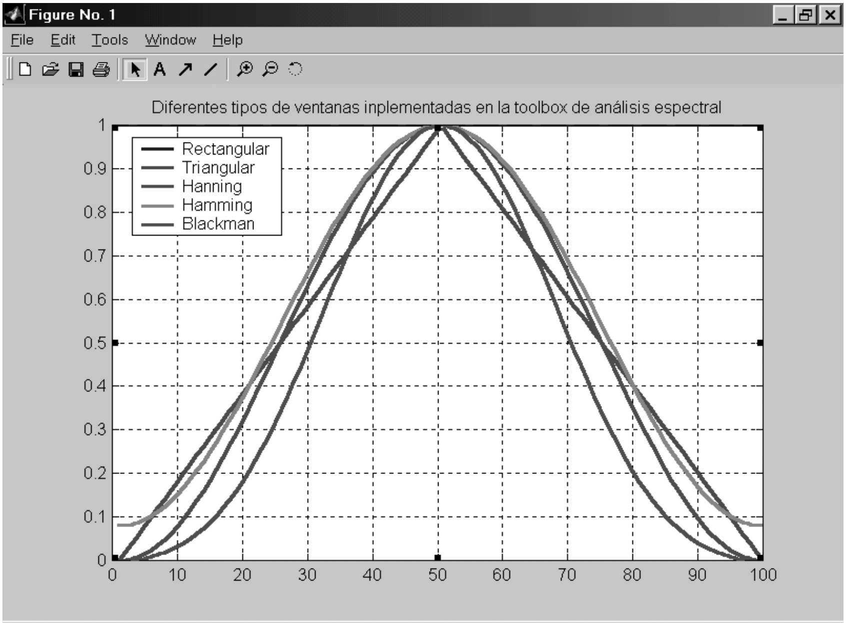
En la práctica, donde las señales temporales registradas no son continuas sino muestreadas durante un intervalo de tiempo, se obtiene una secuencia de valores (x_n), para n=0,1,..,N-1. Para estimar la transformada de Fourier de esta señal a partir de sus valores muestreados (x_n), la integral se sustituye por el sumatorio

$$\boxed{X_n = \frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1} x_k e^{\frac{-j2\pi kn}{N}} \qquad \text{para } n = 0,1,2\ldots N-1}$$

Esta ecuación constituye la definición de la *transformada discreta de Fourier* (TDF). Así pues, la secuencia (X_n) es la (TDF) de la secuencia (x_n). Se define la *transformada inversa discreta de Fourier* (TIDF) como la operación

$$x_n = \sum_{k=0}^{N-1} X_k e^{\frac{j2pkn}{N}} \qquad \text{para } n = 0,1,2\ldots N-1$$

que recupera los valores (x_n) originales. La eficacia de su aplicación depende de dos factores fundamentales: *la frecuencia de muestreo* y *la truncación de la señal*. La frecuencia de muestreo es un factor crítico en la digitalización de una señal continua para que no se distorsione la información que conlleva la señal x(t) al transformarse en una serie de valores discretos (x_k). Para un intervalo de muestreo dado (Δt), la frecuencia (f_N=1/2Δt) se conoce como frecuencia de Nyquist. Si el espectro de la señal x(t) original tiene componentes superiores a la frecuencia de Nyquist, tiene lugar el fenómeno que se conoce como *solapamiemto o "aliasing"*, es decir, "*las componentes de la señal que corresponden a frecuencias superiores a (f_N) se asignan en la TDF a frecuencias inferiores, o sea dentro de la banda de Nyquist* ($|f| < f_N$), *con la consiguiente distorsión de la TDF".*



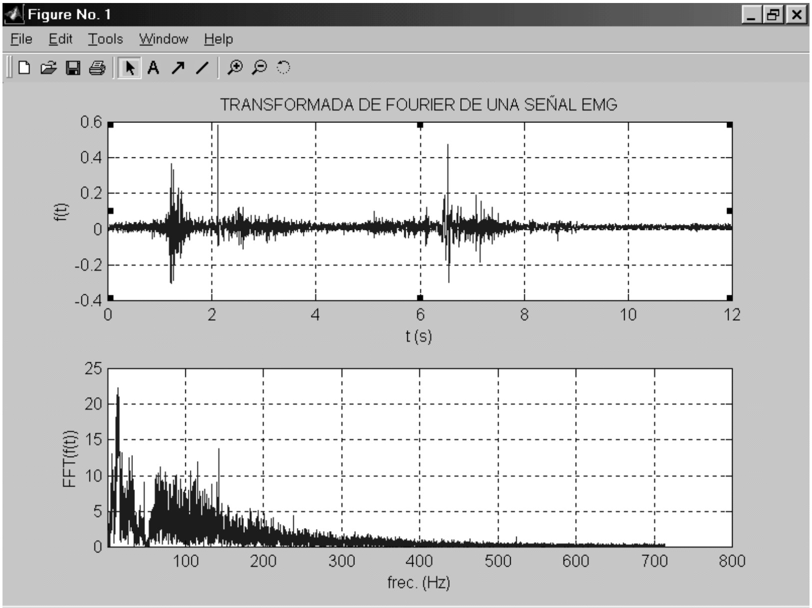
En consecuencia, cuando a priori se desconoce el contenido en frecuencia de la señal que se pretende muestrear, la señal se muestrea a una frecuencia muy elevada con el fin de evitar el "aliasing". Otro problema práctico que ocurre en la aplicación de la TDF, como consecuencia de la aplicación de la ventana temporal, es lo que se conoce como *error de truncación* o *"leakage"*. Por el *teorema de convolución* resulta que la transformada de Fourier de la señal truncada es la convolución de la transformada de Fourier de la señal propiamente dicha y de la transformada de Fourier de la ventana temporal, que se tiene que elegir según la aplicación concreta. En la toolbox se ha diseñado un generador de ventanas, de forma que se puede disponer de las más usuales (Fig. 5).

Fig. 5. Ventanas disponibles en la toolbox.

El algoritmo *transformada rápida de Fourier (FFT)*, disponible en el paquete básico de MATLAB y que ha sido utilizado en el diseño de funciones, minimiza el tiempo de cálculo necesario para la caracterización de señales muestreadas en el dominio de la frecuencia al reducirse considerablemente el número de operaciones algebraicas. La FFT (Fig. 6) constituye en la actualidad una herramienta indispensable para el análisis de señales en el dominio de la frecuencia.

Fig. 6. Transformada de Fourier de un EMG

El análisis del EMG en el *dominio de la frecuencia* consiste en valorar la actividad muscular a través de sus parámetros espectrales que son:



❒ *la frecuencia mediana (f_m)* que es la frecuencia que divide el espectro en dos partes equivalentes respecto a la potencia.

$$\int_0^{f_m} S(f)\,df = \int_{f_m}^{\infty} S(f)\,df \qquad \text{Hz}$$

❒ *la frecuencia espectral media (f_{av})* es el coeficiente entre los momentos espectrales de orden uno y cero.

$$\boxed{f_{av} = \frac{m_1}{m_0} = \frac{\int_0^{f} f\ S(f)\,df}{\int_0^{f} S(f)\,df} \qquad \text{Hz}}$$

donde el momento espectral de orden n se define como $m_n = \int_0^{\infty} f^n S(f)\,df$

❒ *el ancho de banda estadístico (k)* es la raíz cuadrada de la diferencia entre la ratio del momento de orden dos y cero y el cuadrado de la frecuencia media (similar a la desviación típica en la estadística).

$$k = \sqrt{\left(\frac{m_2}{m_0}\right) - f_{av}^2}$$

❒ *el ancho de banda 3- db* es la diferencia entre las frecuencias para las que la potencia ha disminuido en un 50% de su valor máximo en escala lineal, mientras que, la frecuencia central es la media geométrica del ancho de banda de 3- dB.

Puesto que, en general no se conoce si el aumento de la amplitud del EMG se debe al incremento de la contracción muscular o al aumento de la fatiga, se considera que la *frecuencia media* y la *mediana* son los parámetros espectrales más fiables para valorar la *fatiga muscular local*, al ser sensibles al desplazamiento del espectro hacia frecuencias bajas.

Otros parámetros interesantes en el análisis en frecuencia de una señal aleatoria son:

❒ *el autoespectro de una señal:* que se define como:

$$\boxed{S_{xx}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau)\exp(-j2\pi f\tau)d\tau}$$

❒ *la coherencia:* que se define a partir de las magnitudes espectrales S_{xx}, S_{yy} y S_{xy} como:

$$\boxed{\gamma^2(f) = \left|S_{xy}(f)\right|^2 / \left[S_{xx}(f)S_{yy}(f)\right]}$$

3 BIBLIOGRAFÍA

- Basmajian, J.V.; de Luca, C.J. (1985). *Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography*. Baltimore, MD: Williams and Wilkins.
- Gajewski, I. et al (1986). *Application of spectral analysis for tremor testing (based on an example of Sport Shooting).* Biology of Sport, 3, 1, 55 - 62.
- Gianikellis K.;Maynar M.; Arribas F. (1997). *La electromiografía (EMG) como método para determinar la intervención muscular en los deportes de precisión*. Consejo Superior de Deportes serie ICd nº 13, 108-123.
- Ingle, Vinay; Proakis, John.(1997). *Digital Signal Processing (Using MATLAB V.4)*. PWS Publishing Company.
- Jackson Leland.(1996). *Digital Filters and Signal Processing (with MATLAB exercises*. Kluwer Academic Publisher.
- Kamen Edward W.; Heck Bonnie S. (1997). *Fundamentals of signals and systems (using MATLAB)*. Prentice Hall.
- Kay, S.M.; Marple, S.L. (1981). *Spectrum Analysis - A Modern Perspective.* Proceedings of the IEEE, 69, 11, 1380 - 1414.