

CARACTERIZACIÓN MULTICANAL NO LINEAL DE SEÑALES EMG CON LA TRANSFORMADA HILBERT-HUANG.

Non-linear characterization of multichannel EMG signals using the Hilbert-Huang transform

RESUMEN

En este documento se presenta una propuesta de caracterización multicanal no lineal y adaptativa de señales electromiográficas de superficie usando la transformada Hilbert-Huang, la cual es una técnica de procesamiento digital reciente basada en la descomposición empírica y la transformada Hilbert propuesta por el Huang et. al [14]. Los resultados obtenidos con esta propuesta (96.6%) mejora los resultados reportados en [10] para 4 movimientos (87.5%) y son muy comparables con la metodología propuesta en [7] para 5 movimientos con la transformada wavelet adaptativa (97.3%).

PALABRAS CLAVES: Caracterización tiempo-frecuencia, descomposición empírica, transformada Hilbert, señales electromiográficas.

ABSTRACT

This document present a procedure for non-linear non-stationary characterization of multichannel EMG signals. Its main key is the novel digital signal processing Hilbert-Huang transform, which is a recent tool for analyzing these kinds of signals based on both the empirical mode decomposition and the Hilbert transform.

KEYWORDS: *Time-frequency characterizations, empirical mode decomposition, Hilbert transform, electromyography signals.*

1. INTRODUCCIÓN

Las señales electromiográficas de superficie (EMG) se han convertido en una herramienta muy importante en el reconocimiento de patrones, control de dispositivos, rehabilitación, entre otros campos debido a la facilidad con la que se pueden adquirir de forma no invasiva y sin peligro para el individuo. Esta señal provee información acerca de la actividad neuromuscular presente en el músculo activo correspondiente a la suma de la actividad de un número mayor de unidades motoras más pequeñas [7]. Las señales EMG como otras señales de origen biológico son señales no estacionarias [1, 2]. Las características no estacionarias en estas señales pueden ser clasificadas en rápidas y lentas [1]. Los comportamientos más lentos son debidos a la acumulación de metabolitos que causan la manifestación eléctrica de la fatiga muscular [3]. Los comportamientos rápidos están relacionados con la actividad biomecánica del movimiento. Estos comportamientos pueden también tener origen en variables tales como el cambio de concentración de iones, cambio en la impedancia de la interfaz piel-electrodo, cambios en la forma de las unidades motoras con el tiempo, entre otras [6, 8].

Tradicionalmente se han usado transformaciones tiempo-frecuencia para extraer información de las señales

electromiografías [7, 11, 4, 9, 10]. Se puede ver en la literatura reportada el uso de la transformada de Fourier de tiempo corto (*STFT: Short Time Fourier Transform*), donde se realiza la aproximación del comportamiento no estacionario global de la señal EMG a comportamientos locales cuasi estacionarios donde es posible aplicar este análisis. Debido a esta suposición algunos comportamientos de borde no son detectados por esta transformada [11]. Metodologías basadas en la transformada wavelet han probado ser apropiadas para el análisis de este tipo de señales [4, 10], debido principalmente a la capacidad de concentrar la energía en el espacio tiempo-frecuencia. En [9] el autor propone el uso de índices de máxima separabilidad entre clases para aumentar la resolución tiempo-frecuencia de la transformada wavelet mediante una optimización de la descomposición binaria. Esta optimización ha mostrado mejoras significativas respecto al análisis básico. En su reporte el autor señala que con esta metodología es posible identificar cuatro movimientos de la mano con una efectividad mayor del 90%. Aplicando este mismo concepto y usando la transformada wavelet packet con bancos de filtros adaptativos en [7] se reporta la detección de seis movimientos de la mano con un acierto promedio superior al 93%, destacando principalmente la flexibilidad de los bancos adaptativos. Sin embargo, estas metodologías usan bases ortogonales definidas *a priori*, tanto en el análisis wavelet, con la función madre, o en

RUBÉN DARÍO PINZÓN M.

Ingeniero Electrónico.
Docente auxiliar
Universidad Tecnológica de Pereira
rdpinzonm@correo.udistrital.edu.co

ALVARO ANGEL OROZCO G.

MsC. en Ingeniería Eléctrica
PhD (c) en Bioelectrónica
Docente Titular
Universidad Tecnológica de Pereira
aaog@utp.edu.co

GERMÁN CASTELLANOS D.

Ph.D. en Telecomunicaciones
Docente de planta
Universidad Nacional
de Colombia, s. Manizales
gcastell@telesat.com.co

los bancos adaptativos donde los coeficientes de los filtros son definidos previamente, estrategia que puede dificultar el análisis de señales no estacionarias cuando estos prototipos no se ajusten completamente a la dinámica de la señal, además de estar gobernados por el principio de incertidumbre de Heisenberg.

Teniendo en cuenta esta naturaleza no estacionaria, la propuesta presentada explora la identificación de cinco movimientos de la mano usando la descomposición empírica y la transformada Hilbert como base del análisis Hilbert-Huang propuesto por el Dr. Huang [14]. Esta transformada ha mostrado ser eficaz en la detección de unidades motoras [1], en la remoción de ruido de fondo [5] y en la extracción de características relevantes [12] de las señales electromiográficas.

Este documento está organizado de la siguiente manera. En la segunda sección se hace una breve introducción teórica a la transformada Hilbert-Huang, la descomposición empírica y el espectro de Hilbert. Posteriormente se presenta el desarrollo de la metodología para la extracción de características de las señales y la identificación de los movimientos usando clasificadores clásicos bayesianos. En la sección final se presentan los resultados obtenidos, la discusión pertinente y las conclusiones.

2. LA TRANSFORMADA HILBERT-HUANG

El primer paso para realizar el análisis de una señal con la transformada Hilbert-Huang es la descomposición empírica (EMD: *Empirical mode decomposition*) [14]. La EMD descompone una señal en un número finito de series de tiempo que corresponden a sus oscilaciones características conocidas como funciones intrínsecas (IMF: *Intrinsic Mode Function*) [14]. Con el propósito de definir una base casi ortogonal de descomposición, estas IMF deben satisfacer dos condiciones: (i) para todo el conjunto de datos el número de máximos y el número de cruces por cero deben ser igual o por lo menos ser diferentes por uno; y (ii) en cualquier punto el valor medio del contorno definido por la interpolación de los máximos locales y el contorno definido por la interpolación de los mínimos locales debe ser cero. La definición de estas señales permite la extracción de los comportamientos oscilatorios característicos de la señal. Cada una de estas funciones IMF es capaz de contener una señal modulada en amplitud y frecuencia, permitiendo el análisis de señales no estacionarias. El procedimiento para el cálculo de las funciones IMF puede ser descrito con los siguientes pasos [13].

- (a) Identificar los extremos de la señal $x(t)$, y formar los contornos superior e inferior definidos por los puntos máximos locales y mínimos locales respectivamente, mediante una interpolación polinomial de orden 4 (*cubic spline*).

- (b) Calcular el valor medio $m_1(t)$ mediante el promedio aritmético de los contornos superior e inferior, y realizar la resta entre la señal original y la media para obtener el primer componente $h_1(t)=x(t)-m_1(t)$.
- (c) Si el primer componente no es una IMF, sea $h_1(t)$ la nueva señal a analizar. Repetir los pasos (a) y (b) hasta que el primer componente sea una IMF.
- (d) El primer componente que además es una IMF es llamado $c_1(t)$. Sea $r_1(t)=x(t)-c_1(t)$. Continuar con los pasos (a) – (c) hasta que $r_n(t)$ sea más pequeño que un valor predeterminado o se convierta en una señal monótona decreciente de donde no pueda ser extraída ninguna función IMF.

Seguendo el algoritmo anterior (mostrado en la Figura 1), la señal original puede ser expresada mediante la suma de componentes IMF y el residuo final.

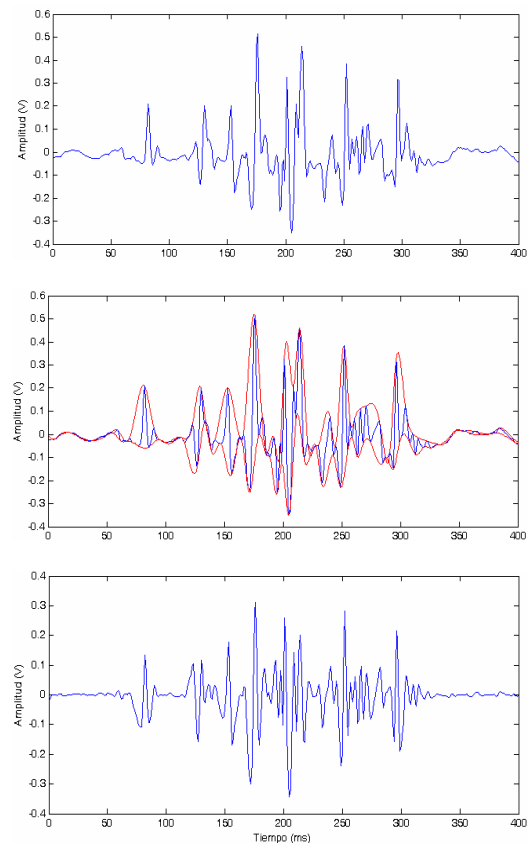


Figura 1. Proceso de división de la señal original usando EMD. (a) Señal original, (b) en azul la señal original, en rojo los contornos superior e inferior definidos por los máximos y mínimos locales respectivamente, (c) media de los contornos donde se aprecia que todavía no se tiene un IMF debido a que existen máximos y mínimos locales sugiriendo la existencia de ondas moduladas.

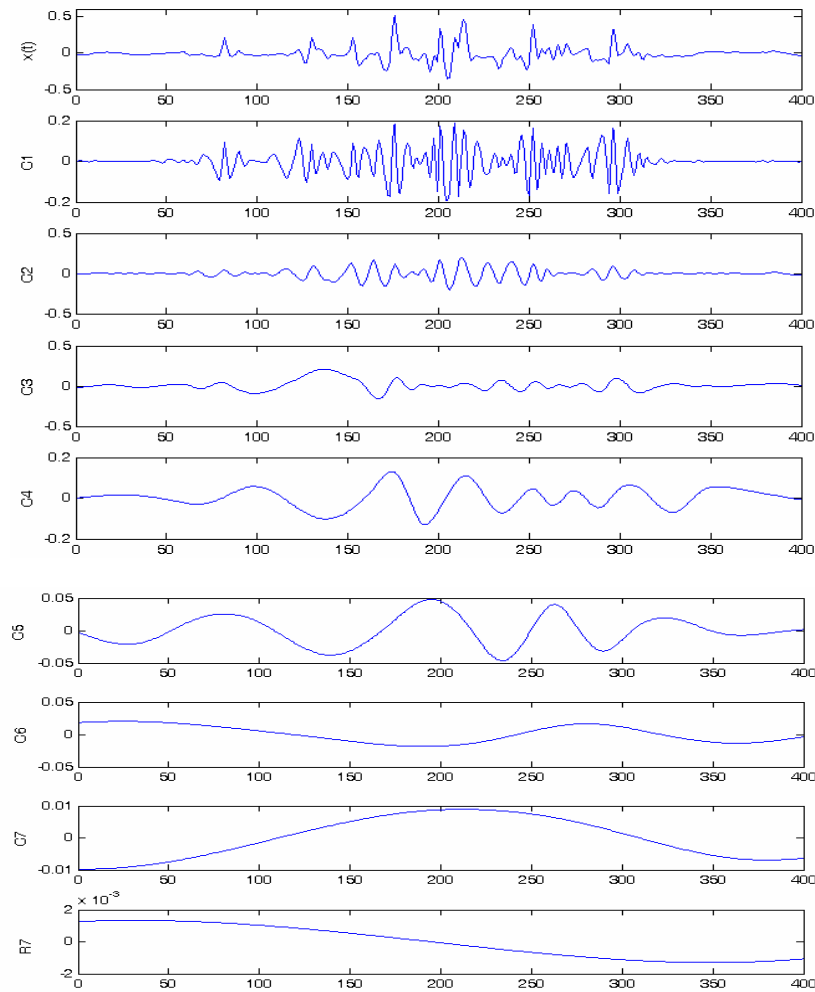


Figura 2. Los componentes resultado de la descomposición empírica aplicada a la señal EMG de la Figura 1a. (a) la señal original $x(t)$ y los componentes C_1-C_4 , (b) componentes C_5-C_7 , con la función monótona decreciente que corresponde al residuo de la descomposición empírica en C_7 , nótese que no corresponde a un IMF y es la moda de los datos.

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t) \quad (1)$$

Donde n es el número de IMFs, $r_n(t)$ es el residuo final que puede ser una constante o la moda de la serie, y las funciones $c_j(t)$ son casi ortogonales entre sí, y todas tienen valor medio cero. Aunque esta representación es completa como lo muestra (1), no es totalmente ortogonal y no puede ser mostrado analíticamente. Sin embargo la construcción de las IMF por medio de la resta de la señal y la media de los contornos superior e inferior asegura que los componentes son localmente ortogonales entre sí [14], y cualquier discrepancia es pequeña, por lo que este método puede ser considerado una proyección ortogonal [14].

Por la naturaleza de esta descomposición, este método divide la señal adaptivamente en N componentes fundamentales cada uno con una escala de tiempo diferente. De tal modo que los primeros componentes

corresponden a las escalas de tiempo más pequeñas donde se concentran los cambios rápidos de la señal, equivalente a tener una ventana angosta en un análisis con la STFT. Aplicando esta descomposición iterativa a la señal EMG de ejemplo podemos ver las IMF obtenidas en la Figura 2.

Una de las ventajas de esta descomposición es que depende completamente de las características locales de la señal, por lo que este análisis es adaptativo e ideal para el análisis de señales no lineales y no estacionarias [1].

Una vez que las IMF han sido obtenidas con el algoritmo iterativo anterior, el siguiente paso es aplicar la transformada Hilbert a cada una, definida como:

$$y(t) = \frac{1}{\pi} P \int \frac{x(t')}{t' - t} dt' \quad (2)$$

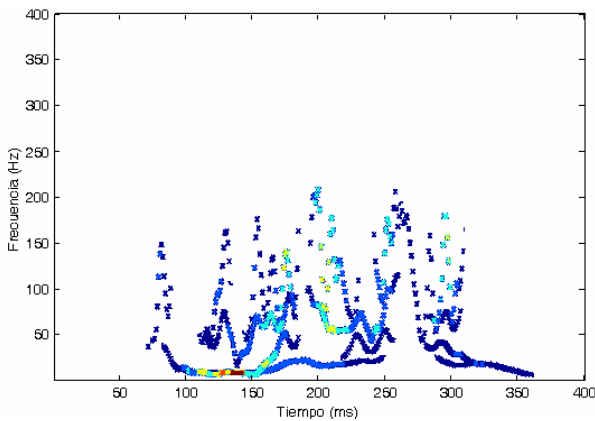


Figura 3. Distribución tiempo-frecuencia-amplitud obtenida con la transformada Hilbert-Huang conocida como espectro de Hilbert. Representa la variación de la frecuencia y de la energía de las IMFs.

Donde P indica el valor del principio de Cauchy. Con esta definición es posible expresar $x(t)$ de forma fasorial, de tal forma que podemos tener una señal analítica.

Una señal analítica es una señal compleja que tiene representación en el espectro de Fourier en un solo cuadrante correspondiente a las frecuencias positivas [15], y que además conserva toda la información de la señal original. Esta representación de la señal original en una señal analítica elimina la redundancia de información contenida en las frecuencias negativas del espectro. La parte real de una señal analítica es la serie temporal original, mientras que la parte imaginaria es la transformada de Hilbert, de esta forma se puede expresar una función analítica como:

$$z(t) = x(t) + iy(t) = a(t)e^{i\theta(t)} \quad (3)$$

donde,

$$a(t) = [X(t)^2 + Y(t)^2]^{1/2} \quad (4)$$

$$\theta(t) = \arctan\left(\frac{Y(t)}{X(t)}\right) \quad (5)$$

$$\omega(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (6)$$

Donde $a(t)$ es la amplitud instantánea, $\theta(t)$ es la fase instantánea y $\omega(t)$ es la frecuencia instantánea. Finalmente combinando la amplitud y la frecuencia instantánea es posible obtener la representación tiempo, frecuencia y amplitud de la señal original.

$$x(t) = \text{Real} \sum_{j=1}^n a_j(t) \exp\left(i \int \omega_j(t) dt\right) \quad (7)$$

Aquí el residuo $r_n(t)$ es dejado aparte por ser o una función monótona decreciente o la moda de los datos.

Una vez que se ha obtenido la amplitud instantánea y la frecuencia instantánea de cada IMF es posible visualizar una gráfica 3D (*tiempo-frecuencia-amplitud*) que representa la variación de la frecuencia y la energía en las IMFs a través del tiempo. En la Figura 3 se puede observar esta representación gráfica denominada espectro de Hilbert.

3. METODOLOGÍA DE CARACTERIZACIÓN

La metodología propuesta para la extracción de características de las señales electromiográficas de superficie a partir del espectro de Hilbert sigue el gráfico de la Figura 4.

El primer tratamiento sobre estas señales es la segmentación temporal donde se normalizan y se recortan para obtener registros de 400ms, tiempo considerado como suficiente para la detección del movimiento [4]. Este procedimiento se realiza buscando el canal donde se presenta la mayor energía y ubicando el punto inicial del movimiento como inicio de la ventana. Una vez ubicado este punto se recortan simultáneamente todos los canales. El siguiente paso es la caracterización usando la transformada Hilbert-Huang. Cada señal es dividida en sus componentes frecuenciales mediante la descomposición empírica como se describe en la sección anterior y es obtenido el respectivo espectro de Hilbert.

A partir del espectro de Hilbert se procede a la extracción de momentos estadísticos como características estáticas en cada canal. En este trabajo se calcularon los momentos de la Tabla 1, y se usa la wavelet adaptativa propuesta en [7] para comparar los resultados de esta propuesta. Nótese que algunos momentos son calculados sobre el contorno de frecuencia del espectro y otros son calculados sobre el contorno de tiempo, nombrados con una "F" y una "T" respectivamente. Una vez calculados en cada uno de los canales por separado se construye un plano de 3 dimensiones usando como ejes cada

No	Momento	Abreviatura
1	$media(std(H(cte,w,a)))$	$stdT$
2	$media(std(H(t,cte,a)))$	$stdF$
3	$media(var(H(cte,w,a)))$	$varT$
4	$media(var(H(t,cte,a)))$	$varF$
5	$media(0.5*sum((H(cte,w,a))))$	$enerF$
6	$media(entropia((H(cte,w,a))))$	$entF$
7	$media(media(H(cte,w,a)))$	$mabsF$
8	$media(max(H(cte,w,a)))$	$maxbF$
9	$media(kurtosis(H(cte,w,a)))$	$kurF$
10	$media(skewness(H(cte,w,a)))$	$skeF$
11	<i>Wavelet adaptativa [7]</i>	<i>awt</i>

Tabla 1. Momentos estadísticos calculados sobre el espectro de Hilbert después de realizar la descomposición empírica y aplicar la transformada Hilbert sobre cada IMF.

una de las características de cada canal. Esto sirve como entrada a un clasificador bayesiano, encargado de realizar la tarea de reconocimiento de los cinco movimientos escogidos en este trabajo.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La base de datos usada en este trabajo corresponde a la base de señales electromiográfica construida por convenio entre las universidades Tecnológica de Pereira y Distrital Francisco José de Caldas, bajo el proyecto Colciencias No 110-14-17905, compuesta por 3600 señales de 6 movimientos de la mano, adquiridas con un equipo de electromiográfica estándar (Delsys Bagnoli 4) para dos pacientes sanos y cuatro electrodos diferenciales de plata, de los cuales solo se usaron tres. La frecuencia de muestreo fue de 1 kHz con una resolución de 16 bits/canal.

El procedimiento descrito anteriormente para la caracterización se realizó 10 veces usando la estrategia de validación cruzada *k-fold*, dividiendo la base de datos en un 70% para el entrenamiento del clasificador y el restante 30% para la validación del método. Se comparó el porcentaje promedio de acierto en el reconocimiento de los cinco movimientos en cada experimento, para cada uno de los momentos estadísticos de la Tabla 1.

Los resultados obtenidos, mostrados en la Tabla 2, muestran que la entropía del contorno de frecuencia del espectro de Hilbert permite la mejor discriminación de movimientos. Si visualizamos el plano tridimensional para este momento podemos ver claramente la separación entre clases (ver Figura 5). De hecho como muestra la Figura 5b se podría recurrir solo a dos características para la detección de los movimientos.

Los momentos estadísticos de orden alto como el cuarto (*kustosis*) y el tercero (*skewness: simetria*) no son apropiados como características del espectro de Hilbert de estas señales, esto se debe a que las IMF de las escalas más altas donde se presenta la información de

	Ape	Cie	Ext	Fle	Sup
1	98.5±1.8	93.9±2.9	98.21±1.8	92.8±5.0	98.9±2.4
2	98.5±1.8	91.7±2.4	97.1±2.2	93.2±7.0	97.8±3.0
3	98.5±1.8	91.7±5.8	97.5±2.4	94.2±6.5	97.5±3.7
4	98.5±1.8	91.7±3.3	97.1±2.2	94.2±8.1	97.8±3.0
5	98.5±1.8	95.3±3.7	97.8±2.5	96.0±3.9	98.2±2.5
6	98.5±1.8	96.4±3.3	97.8±2.5	91.0±6.7	99.2±1.5
7	98.5±1.8	96.0±2.6	97.8±2.5	91.0±5.6	99.2±1.5
8	98.5±1.8	83.5±6.3	96.0±2.6	92.5±5.9	97.5±2.9
9	53.9±13.3	41.0±7.5	28.2±7.2	33.9±6.9	21.4±9.2
10	43.2±8.3	30.3±12.7	35.3±5.4	50.7±8.8	26.7±12.9
11	98.5±1.8	95.7±3.2	95.7±3.2	96.7±3.1	98.5±1.8

Tabla 2. Porcentajes de acierto de reconocimiento de los movimientos de la mano para los diferentes momentos estadísticos de la Tabla 1 y la wavelet adaptativa [7], Ape (apertura), Cie (Cierre), Ext (extensión), Fle (Flexión), Sup (supinación).

baja frecuencia de la señal electromiográfica son funciones suaves que no presentan comportamientos de orden tan alto alrededor de la media, característica que es mejor representada por la desviación estándar o la entropía

A diferencia de la descomposición con la transformada wavelet donde la señal es proyectada sobre un conjunto ortogonal de señales, compuesto por la traslación y dilatación de una sola señal predefinida, que cumple con las propiedades de tener soporte compacto, un número determinado de momentos de desvanecimiento y valor medio cero, entre otras, en la descomposición con la transformada Hilbert-Huang no se está limitado por el principio de incertidumbre que impide tener resoluciones en el espacio tiempo frecuencia totalmente libres y a juicio del investigador. De hecho la EMD asegura que la base de descomposición cuasi-ortogonal [14] es solo dependiente de la señal permitiendo una representación adaptativa, y en la mayoría de los casos por señales mono componentes AM-FM [14].

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este documento se presentó una metodología para la caracterización no lineal y no estacionaria multicanal de señales electromiográficas usando la transformada Hilbert-Huang. Los resultados obtenidos muestran que esta transformada se ajusta correctamente a la no estacionariedad de estas señales permitiendo identificarlas mediante la extracción de características estáticas de bajo orden sobre los contornos del espectro de Hilbert.

Debido a la descomposición empírica la representación que se obtienen de las señales EMG es totalmente dependiente de la señal (análisis adaptativo), característica que se puede comparar con los análisis basados en bancos de filtros adaptativos [7], permitiendo la descripción de la dinámica de la señal electromiográfica y potencialmente de otras señales biológicas.

6. REFERENCIAS

[1] A. O. Andrade, P. Kyberd, S. J. Nasuto. "The application of the Hilbert spectrum to the analysis of the electromyographic signals". *Info. Scie*, no 178, pp. 2176-2193, 2008.

[2] A. A. Orozco G. "Clasificación de Patrones Provenientes de Señales de Actividad Biológica no Estacionaria. Aplicación a la Cirugía de la Enfermedad de Parkinson." *Tesis Doctoral*. Univ. Politécnica de Valencia. 2008.

[3] P. Bonato, P. Boissy, U. D Croce, S. H. Roy. "Changes in the surface EMG signal and the biomechanics of motion during a repetitive lifting

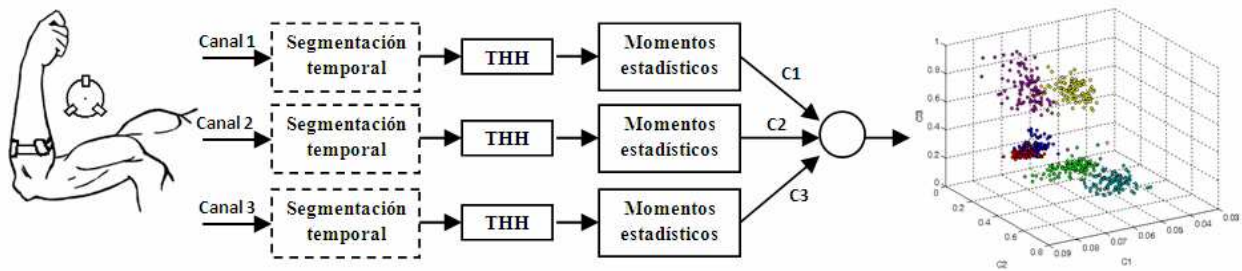


Figura 4. Metodología propuesta para la caracterización multicanal de las señales electromiográficas adquiridas en el antebrazo de la persona para el reconocimiento de 5 movimientos de la mano. Nótese que la segmentación, la caracterización con la transformada Hilbert-Huang y la extracción de características a partir del espectro de Hilbert se hacen en cada canal por separado, obteniendo un espacio de 3 dimensiones donde cada eje corresponde a la característica seleccionada para cada canal. En la etapa final se realiza el reconocimiento del movimiento usando un clasificador bayesiano lineal.

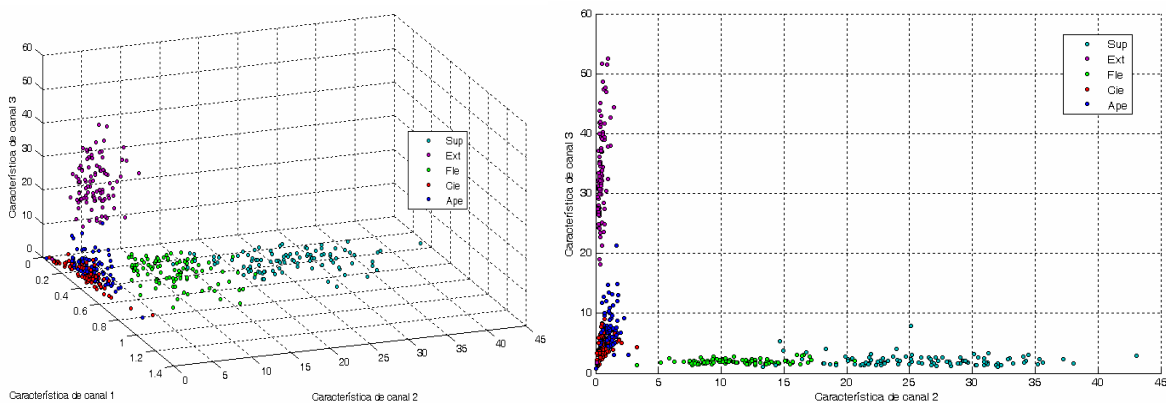


Figura 5. Plano tridimensional para el momento estadístico entropía donde se puede apreciar los cinco movimientos de interés claramente separables. (a) el plano tridimensional donde los ejes corresponden a la entropía de canal 1 y 3 respectivamente, (b) proyección de la nube de datos sobre el plano definido por la característica de canal 2 y la característica de canal 3.

- task". *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, 10(1), pp. 38-47, 2002.
- [4] K. Englehart, Hudgins, B.; Chan, A.D.C. "Continuous Multifunction Myoelectric Control using Pattern Recognition". *Tech. and Disability*, 15, pp. 95-103, 2003.
- [5] A. O. Andrade, A. Nasuto, P. Kyberd, C. M. Sweeney-Reed, F. R. V. Kanijn. "EMG signal filtering based on Empirical mode decomposition". *Biomed. Signal Proc. Control*, 1, pp. 44-45, 2006.
- [6] B. Gourevitch, J. J. Eggermont, "A simple indicator of nonstationarity of firing rate in spike trains". *J. Neuro. Scien. Methods*, 163, pp. 181-187, 2007.
- [7] R. D. Pinzón M, D. A. Morales B, V. H. Grisales P. "Caracterización de señales electromiográficas para la discriminación de seis movimientos de la mano". *Scientia et Técnica*, año xiv, no 40, Dic. 2008.
- [8] D. Stashuk, Y. Qu, "Robust method for estimating motor unit firing-patterns statistics". *Med. and Bio. Eng. and Comp*, 34, pp. 50-57, 1996.
- [9] G. Wang, Z. Wang, W. Chen, J. Zhuang. "Classification of surface EMG signals using optimal wavelet packet method based on Davies-Bouldin criterion," *Springer Med. and Bio. Eng.*, 44, no. 10, pp. 865-872, Oct. 2006
- [10] L. Degiang, W. Pedrycz, N. Pizzi, "Fuzzy wavelet packet based feature extraction method and its application to biomedical signal classification". *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, 52, no 6, pp. 1132-1139, Jun. 2005.
- [11] B. Hannaford, S. Lehman, "Short Time Fourier Analysis of the Electromyogram: Fast Movements and Constant Contraction". *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. BME-33, pp.1173-1181, 1986.
- [12] L. Lin, H. Ji. "Signal feature extraction based on an improved EMD Method". *Measurement*, 2009
- [13] H. Xie, Z. Wang. "Mean frequency derived via Hilbert-Huang transform with application to fatigue EMG signal analysis". *Comp. methods and programs in Biomed.*, 82, pp. 114-120, 2006.
- [14] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. L. C. Wu, H. H. Shin, Q. N. Zheng, N. C. Yen, C. C. Tung, H. H. Liu. "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis". *Proc. Roy. Soc. Lond. Ser. A: Math. Phys. Eng. Sci.* 454, pp. 903-995, 1998.
- [15] J. Lawrence, S. Marple, "Computing the discrete-time analytic signal via FFT". *IEEE Trans. Signal Proc.* 47(9), pp. 2600-2603, 1999.