

Caracterización de trayectorias en terapias de rehabilitación para sujetos de control y un caso de estudio

R. de León-Lomelí¹, E. González-Galván¹, J.S. Murguía².

¹ Doctorado en Ciencias de la Facultad de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Autónoma De San Luis Potosí, México, e-mail: roxy_dl@hotmail.com

² Facultad de Ciencias de la Universidad Autónoma de San Luis Potosí, México

Resumen— La discapacidad motora congénita o adquirida, es un padecimiento presente en un alto porcentaje de la población, que usualmente es tratada mediante procesos de fisioterapia y terapia ocupacional.

Para medir el grado de discapacidad de un paciente se emplean diferentes escalas que, dan un valor estimado mediante cuestionarios y pruebas físicas. Sin embargo, esta valoración tiende a ser subjetiva, ya que no es capaz de medir el nivel de avance que se logra con cada sesión, como resultado en muchos casos se genera desánimo y deserción de los pacientes a las sesiones de terapia.

Como alternativa, se sugiere caracterizar las señales provenientes del movimiento de las extremidades durante las sesiones de terapia, para tener un control más cuantitativo del grado de avance del paciente durante el proceso de rehabilitación.

En el presente trabajo, se presenta un primer análisis a las señales de trayectorias seguidas durante un proceso de terapia previamente propuesto. Para analizar las series temporales de los sujetos de control en comparativo con cinco sesiones de terapia de una paciente con artritis idiopática juvenil.

Palabras clave—DFA, DWT, rehabilitación, terapia ocupacional

I. INTRODUCCION

La discapacidad motriz es un problema de salud pública que afecta a la población sin importar edad o condición social, pudiendo ser congénita o adquirida. La rehabilitación de los pacientes es vital para su reincorporación a la vida laboral y en muchas ocasiones a los roles sociales. Una opción de rehabilitación es mediante terapia ocupacional. La evaluación de terapia ocupacional es un conjunto de procedimientos y un proceso de pensamiento, que es capaz de intervenir con la población a través de actividades del interés de la persona, con características relacionadas a la propia discapacidad [1].

El grado de discapacidad de cada paciente se establece de acuerdo a las escalas *Test de Lovett* y el *Índice de Barthel* [2]. Estas escalas se basan en la independencia de los pacientes para llevar a cabo actividades diarias como en el tipo de movimiento que se realiza con las extremidades. Sin embargo estas escalas tienden a ser subjetivas.

Para establecer el grado de movilidad muscular las señales más utilizadas son las provenientes de mediciones como el electroencefalograma (EEG), electromiogramas

(EMG), y electro cardiograma (ECG) [3-9], el análisis de estas señales, se han empleado diversas técnicas de procesamiento, que han permitido comprender, entender y el funcionamiento del cuerpo humano bajo ciertos padecimientos.

Como alternativa se propone establecer una escala gradual de avance motriz, mediante la caracterización de las señales que el cuerpo genera durante el proceso de terapia [10]. Adicionalmente se propone utilizar diferentes técnicas de análisis para caracterizar el movimiento de extremidades superiores, a partir del seguimiento de trayectorias pre-establecidas. En esta primera parte se presenta la caracterización de las series de datos de los sujetos de control, así como de un paciente en cinco sesiones de terapia, y una comparación de los resultados obtenidos.

II. MÉTODOS Y MATERIALES

Para caracterizar las señales se proponen dos herramientas matemáticas: la transformada discreta wavelet y el análisis por DFA. Ambos se detallan a continuación.

A. Análisis de Fluctuaciones sin Tendencia (DFA).

En 1994 C. K. Peng et al. proponen un método llamado Análisis de Fluctuaciones sin Tendencia (DFA), que permite la detección de correlaciones de largo alcance en series de tiempo no estacionarias. El método emplea un coeficiente (α) para determinar la complejidad de las señales [11].

Dada una serie de tiempo $y(t_i)$, donde $t_i = i\Delta t$ y $i = 1, \dots, N$ con una tasa de muestreo Δt el algoritmo DFA consiste en: (a) Calcular la media de las series de tiempo mediante

$$\bar{y} = \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{j=1}^N y(t_j) \quad (1)$$

Para obtener una serie de tiempo (i), para $i = 1, \dots, N$. (b) Integrar la señal utilizando

$$x(t_i) = \sum_{j=1}^i [y(t_j) - \bar{y}] \quad (2)$$

Para $i = 1, \dots, N$, (c) Dividir la serie de tiempo integrada $x(t_i)$ en ventanas de longitud n , correspondientes a la escala de tiempo $\tau = n\Delta t$. (d) Calcular el polinomio de grado m denotado por $x_{pol,m}(t_i, \tau)$ usado para modelar la secuencia de cada caja y representa la tendencia local de

cada ventana. (e) Calcular la secuencia de fluctuación local asociada a cada ventana, mediante:

$$z_m(t_i, \tau) = x(t_i) - x_{pol,m}(t_i, \tau) \quad (3)$$

Para $i = 1, \dots, N$. (f) Calcular la función de fluctuación $F_m(\tau)$ como el error medio cuadrático RMS de la secuencia $z_m(t_i, \tau)$ utilizando:

$$F_m(\tau) = \sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{j=1}^N z_m(t_j, \tau)^2} \quad (4)$$

El procedimiento se repite en un rango de segmentos de longitud n . De acuerdo con las recomendaciones del autor el tamaño óptimo de los segmentos está entre $n_{\min} \cong 5$ y $n_{\max} \cong N/4$ [11].

En caso de que la señal siga una ley de escalamiento, la fluctuación $F_m(\tau)$ puede seguir la ley de escalamiento en potencia:

$$F_m(\tau) = \tau^{\alpha_m} \quad (5)$$

Donde el exponente de escalamiento α_m cuantifica las propiedades de correlación de la señal, y se calcula como la pendiente de la gráfica

$$F = \{\log(F_m(\tau)) \text{ versus } \log(\tau)\} \quad (6)$$

Los valores del coeficiente α representan el grado de correlación de acuerdo a los límites siguientes. Si $\alpha < 1/2$ representa una señal anticorrelacionada. Cuando $\alpha \cong 1/2$ la señal sigue un comportamiento de ruido blanco, esto representa una señal no correlacionada, mientras que una señal correlacionada presenta un $\alpha > 1/2$. La siguiente clasificación es para un valor de $\alpha \cong 1$, que puede representar señales con comportamiento de ruido rosa (señales de comportamiento $1/f$). Las señales ilimitadas presentan un valor $\alpha > 1$. Finalmente si $\alpha \cong 3/2$ la señal presenta un comportamiento de movimiento browniano.

En el presente análisis se emplean polinomios lineales en el procedimiento de cálculo de tendencia (punto número 3), esto es $m=1$ y por conveniencia se denotará $\alpha_1 = \alpha$.

B. Transformada discreta wavelet (DWT)

La transformada *wavelet* es una técnica de análisis de multi-resolución, a partir de una forma de onda básica (*wavelet* madre) que es escalada y trasladada, es posible obtener un estudio a escala de las señales analizadas [12]. La función de escalamiento (t) se define como la solución de la ecuación recursiva:

$$\varphi(t) = \sum_k a(n)\varphi(2t - n) \quad (7)$$

La *wavelet* básica se puede generar a partir de la función de escalamiento mediante la siguiente ecuación:

$$\psi(t) = \sum_k h_1(n)\sqrt{2}\varphi(2t - n) \quad (8)$$

Donde n es un número entero y $h_1(n)$ es el conjunto de coeficientes asociados a cada *wavelet*. Esta función es también generadora de nuevas funciones *wavelet* hijas, que

se emplean para describir mejor una señal, mediante la ecuación:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}}\psi(2^j t - k) \quad (9)$$

Donde 2^j es el factor de escalamiento en el tiempo t que da el efecto de multi-resolución y k es el término que implica la traslación en t . Las ecuaciones 7 y 8 generan espacios en el plano bidimensional de modo que cualquier función de este plano puede escribirse de la forma:

$$f(t) = \sum_k c_{j_0}(k)\varphi_{j_0,k}(t) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{inf} d_j(k)\psi_{j,k}(t) \quad (10)$$

Donde j_0 puede ser cero o negativo. Los coeficientes c y d se conocen como los coeficientes de la transformada discreta *wavelet* (DWT) de la señal $f(t)$. Estos coeficientes tienen la capacidad de describir la señal original y se pueden usar de manera similar a los coeficientes de Fourier para las operaciones de análisis, descripción, aproximación y filtrado de señales [12]. En un primer nivel de descomposición se realiza una bisección de los componentes de frecuencia (como dos filtros: uno pasa bajas y otro pasa altas). El primer bloque agrupa los componentes de frecuencia baja (aproximaciones) y el segundo bloque contiene los componentes de frecuencia alta (detalles). Este algoritmo se usa de manera reiterativa para formar bancos de filtrado, que dividen el espectro de la señal en bloques de frecuencia tantas veces como niveles de descomposición se tengan.

C. Análisis de datos

El sistema utilizado para asistir en la terapia de rehabilitación a personas con problemas motrices en extremidades superiores, consiste en un video juego que sugiere seguir una trayectoria, para realizar diversos movimientos en hombro, codo y muñeca. Se utiliza el sensor *Kinect* para registrar y almacenar las trayectorias seguidas en los ejes X, Y y Z de las tres juntas. Con este sistema se obtuvieron datos de diez personas, seis hombres y cuatro mujeres, de entre 23 y 35 años de edad, sin ningún padecimiento actual o previo en sus extremidades superiores (sujetos de control). El caso de estudio es de sexo femenino de 17 años de edad y padece artritis idiopática juvenil desde hace tres años [3]. Todos los experimentos cuentan con la previa autorización de los pacientes, vía consentimiento firmado.

En la Fig. 1 se muestra el proceso de terapia en la paciente. Inicialmente, se daban dos repeticiones por sesión con cada brazo, incrementado en uno cada dos semanas. Cabe hacer mención que este procedimiento es realizado bajo la supervisión de terapeutas profesionales.

III. RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados de la caracterización de las series temporales de los sujetos de control, así como una primera evaluación del paciente, obtenidas en el proceso de rehabilitación propuesto.



Fig. 1. Proceso de terapia de rehabilitación de extremidades superiores.

Con la finalidad de analizar el comportamiento de la trayectoria en relación a los tres componentes, se propone tomar cada terna coordenada como un punto hacia el origen. Esto es, cada coordenada se reduce a un punto en el espacio, de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$p_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2} \quad (11)$$

Donde x_i, y_i y z_i representan la coordenada de la herramienta en cada instante durante la terapia y p_i representa la distancia con respecto al origen de dicha coordenada, en la Fig. 2 se muestran las series de datos de los sujetos de control y el paciente.

La transformada DWT permite separar las componentes de frecuencia baja (aproximaciones), que representa el movimiento grueso, y las componentes de alta frecuencia (detalles), que representan el movimiento fino. Se utilizó *Daubechies4* (db4) como la *wavelet* madre propuesta.

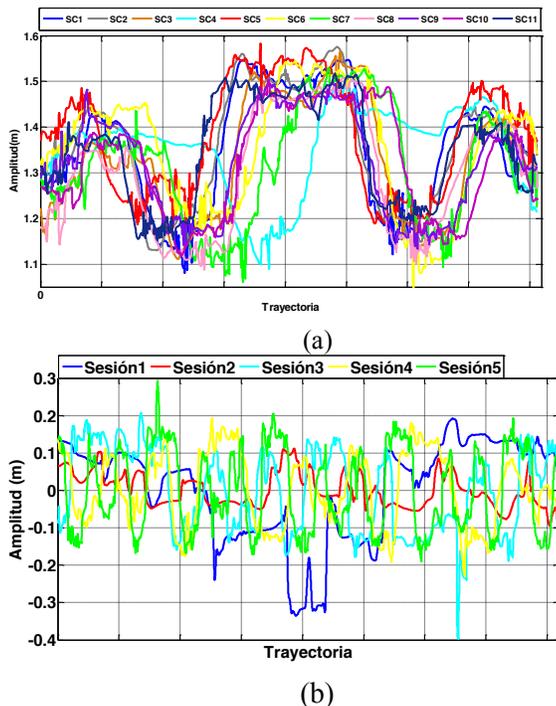


Fig. 2. Señales de trayectoria Seguida en el proceso de terapia en (a) sujetos de control y (b) paciente en primeras cinco sesiones.

En la Fig.3 se muestran las separaciones de las señales de los SC y de las sesiones de terapia del paciente, en sus componentes de alta y baja frecuencia. Como se puede observar, las señales de aproximaciones de los sujetos de control presentan una forma bien definida de acuerdo a la trayectoria propuesta. Por otra parte, las series de tiempo del paciente conforme avanzan las sesiones de terapia. Esta mejora puede ser debida a un aumento en la fuerza y tono muscular de la paciente, que le permite seguir con más precisión la trayectoria.

Con la finalidad de caracterizar las series de tiempo y posteriormente clasificarlas se cuantificaron diferentes parámetros, entre los cuales están la media, desviación estándar, la energía de la señal y el valor alfa (α) generado por DFA.

Una vez que se obtienen las series de tiempo de aproximaciones y detalles, se analizan con el método DFA. Las ventanas de análisis se proponen en un rango de $4 < n < 512$ muestras, para las señales de los sujetos de control y de la paciente.

En la Fig. 4 se muestra el resultado de este análisis. Se puede apreciar que existen diferencias en la pendiente de las gráficas, especialmente en relación a las componentes de alta frecuencia. Esta diferencia es debida a la discapacidad motora de la paciente, se aprecia que al avanzar las sesiones de terapia el paciente presenta un resultado más cercano al de los sujetos de control.

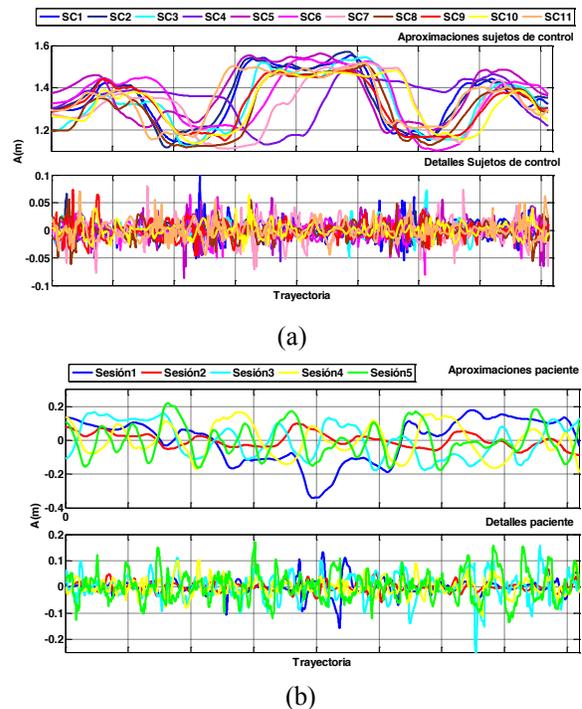


Fig. 3. Descomposición en componentes de alta frecuencia (detalles) y de baja frecuencia en (a) sujetos de control y (b)Paciente en cinco terapias.

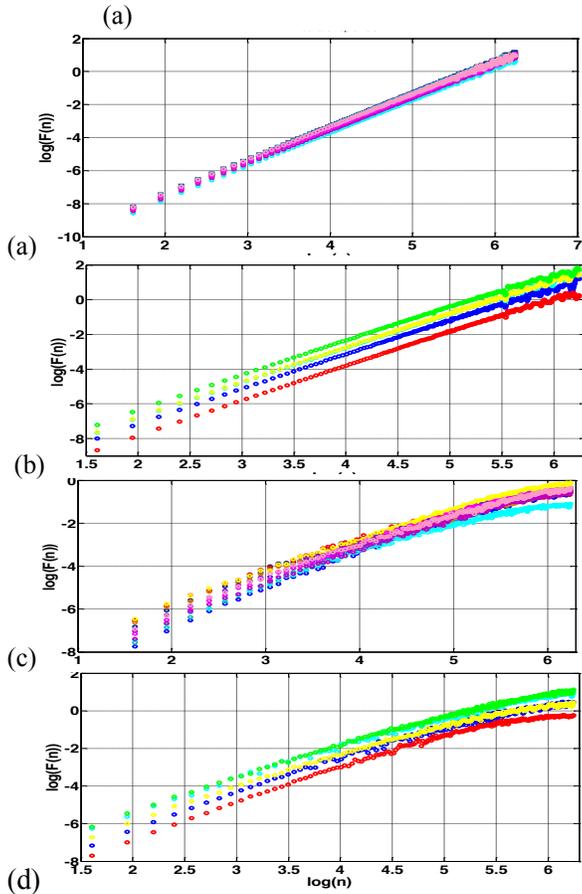


Fig. 4. Resultados de análisis DFA en (a) aproximaciones de sujetos de control, (b) aproximaciones en paciente, (c) detalles en sujetos de control y (d) detalles en paciente.

Otra característica que es importante revisar es la energía que de la serie de datos. Esta se calcula mediante:

$$E_t = \sum_{i=1}^n |x(i)|^2 \quad (12)$$

Donde n es la longitud de la serie temporal $x(i)$.

En este caso, cuando el paciente sale de la trayectoria predefinida, se observa que existe un incremento decremento en la energía, con respecto de la media. Como puede observarse en la Fig. 5. Se observa que el valor medio de los sujetos de control se encuentra en un valor de 1.8 mientras que en las series de datos del paciente el valor medio es alrededor de 1.4. En el caso de los sujetos de control, la varianza en cada sujeto, es menor que en el caso del paciente, sin embargo, para el paciente este parámetro disminuye en las últimas terapias.

Finalmente se calculan los valores medio y de desviación estándar de cada una de las señales.

En la Tabla 2 se resumen los valores obtenidos en cada uno de los análisis para las series de datos de los sujetos de control y de las cinco sesiones de la paciente.

En los sujetos de control y en las series del paciente se observa un valor medio de alfa en las aproximaciones dentro del mismo rango. Sin embargo, en los detalles (frecuencias altas) se muestra una clara diferencia, ya que las series del paciente manejan un alto grado de correlación.

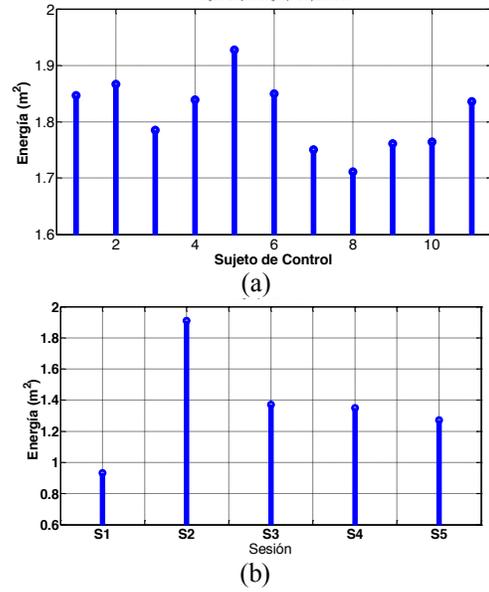


Fig. 5. Energía de las series de datos de (a) sujetos de control y (b) paciente.

Tabla 1. Características principales de las señales analizadas de los sujetos de control y de las sesiones de terapia del paciente.

Pacient e	Característica				
	α aprox	α detalles	Energía (m ²)	Media (m)	Desv std
SC1	2.00	1.32	1.84	1.35	0.12
SC2	1.97	1.50	1.86	1.36	0.12
SC3	1.98	1.52	1.78	1.33	0.12
SC4	1.97	1.30	1.83	1.35	0.093
SC5	1.96	1.23	1.92	1.38	0.12
SC6	1.98	1.24	1.84	1.35	0.13
SC7	2.00	1.31	1.75	1.31	0.12
SC8	1.99	1.34	1.71	1.30	0.12
SC9	1.98	1.41	1.76	1.32	0.11
SC10	2.00	1.41	1.76	1.32	0.11
SC11	1.96	1.38	1.83	1.35	0.11
Media	1.98	1.36	1.81	1.34	0.119
PS1	1.97	1.60	0.933	0	0.132
PS2	1.90	1.56	1.909	0	0.044
PS3	1.93	1.53	1.370	0	0.111
PS4	1.93	1.49	1.350	0	0.096
PS5	1.90	1.53	1.271	0	0.110
Media	1.92	1.54	1.36	0	0.099

IV. CONCLUSIÓN

En este trabajo se presenta el análisis de las series temporales obtenidas de un proceso de terapia, en sujetos de control y un paciente en diferentes sesiones de terapia.

Para el tipo de señales analizadas se optó por separar los componentes de frecuencia que representan el movimiento grueso de la trayectoria y las componentes de frecuencia alta. Esta separación permitió caracterizar tanto el

movimiento grueso como el fino de las trayectorias seguidas por los sujetos de control y pacientes, encontrando que ambas componentes tienen un grado de correlación dependiente del contenido en frecuencia.

Se lograron identificar seis características, que permitirán hacer una discriminación y poder establecer una escala para medir el grado de recuperación de un paciente sometido a terapia de rehabilitación.

AGRADECIMIENTOS

Se agradece el aporte y la guía de la licenciada en terapia ocupacional Dulce Rocío Fernández Pérez. El desarrollo de este proyecto fue soportado por CONACyT .

REFERENCIAS

- [1] Mulligan, *Terapia ocupacional en pediatría. Proceso de evaluación*, Ed. Médica Panamericana, (2006).
- [2] *Guía de práctica clínica para el manejo de pacientes con ictus en atención primaria*, Guías de práctica clínica en el SNS, Anexo 6,102, (2012).
- [3] J.Chu, I. Moon, S. Kim, and M. Mun, IEEE/RSJ International Conference In Intelligent Robots and Systems (IROS), 2005, (3511).
- [4] J. Ezquerro, J. S. Mora, and J. A. Moreno, 14th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEMBS), (Paris 1992), 1437.
- [5] M. Lucas, A. Gaufriau, S. Pascual, C. Doncarli, and D. Farina, *Biomedical signal and processing control*, 3, 169 (2007).
- [6] M. Arveti, G. Gini, and M. Folgheraiter, Proceedings of the 2007 IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics (Noordwijk, 2007), 531.
- [7] G.C. Matrone, C. Cipriani, M.C. Carrozza and G. Magenes, *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 9, 40 (2012).
- [8] R. Song, K. Y. Tong, X. L. Hu, S. F. Tsang, and L. Li, EMBS Annual International Conference, (New York City 2006), 4945.
- [9] G. Li, A. E. Schultz, and T. A. Kuiken, *Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, IEEE Transactions on, 18, 185 (2010).
- [10] A. Montes-Alonso, E. Torres-Báez, E. Flores, R. de León-Lomelí, and E. González-Galván, Congreso nacional de ingeniería biomédica (CNIB), 2014 (Puerto Vallarta, México, 2014).
- [11] C.-K. Peng, S.V. Buldyrev, S. Havlin, M. Simons, H.E. Stanley, and A.L. Goldberger, *Phys. Rev. E*, 49, 1685 (1994).
- [12] R. de León-Lomelí, and H. Calleja G., *Detección de interarmónicos usando Wavelets*, Tesis para obtener grado de maestría, cenidet, 2005.