

Estadísticos aplicados al estudio de deficiencias del movimiento humano y la rehabilitación.

G.A.Merino¹, J. Leguizamón¹, R.F. Leonarduzzi^{2, 3}, P. A. Catalfamo Formento^{1,3}

¹Laboratorio de Biomecánica, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Entre Ríos.

²Laboratorio de Señales y Dinámicas no Lineales, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Entre Ríos. Ruta 10, Km 11, 3101 Oro Verde, Entre Ríos. ³CONICET
pcatalfamo@bioingenieria.edu.ar

Abstract. La duración de la rehabilitación luego de la reconstrucción quirúrgica de Ligamento Cruzado Anterior varía entre individuos, resultando indispensable evaluar su progreso en forma personalizada. Estudios previos sugieren como herramienta de evaluación, la cuantificación de la activación muscular (AM) que se obtiene por procesamiento de señales de electromiografía superficial de músculos afectados. El objetivo de este trabajo es cuantificar AM en flexores y extensores de rodilla mediante dos estadísticos: Sample Entropy y Fuzzy Entropy. Se registraron datos de nueve personas sanas y tres pacientes. Los resultados arrojados por los estadísticos propuestos se compararon con los obtenidos mediante Root Mean Square (método convencional). Los tres métodos evidencian una tendencia a restablecer la condición muscular. Los resultados preliminares permiten concluir que SampEn y FuzzyEn brindan información útil para evaluar la evolución de la rehabilitación en los pacientes analizados. Futuros trabajos deberán incluir una población mayor de pacientes para permitir generalizar las conclusiones.

Keywords: LCA, EMGs, SampEn, FuzzyEn

Introducción

El ligamento cruzado anterior (LCA) es responsable de estabilizar la rodilla y limitar movimientos excesivos de rotación y extensión de la misma, influyendo en la cinemática de la rodilla normal. Por tal motivo, la deficiencia o lesión del LCA no solo produce episodios de inestabilidad sino también una alteración de la biomecánica articular [1].

La cirugía de reconstrucción del LCA es un procedimiento frecuente cuyo objetivo es permitir a los pacientes retornar a las actividades que realizaban antes de la lesión, restableciendo la estabilidad de los ligamentos de la rodilla [2]. Luego de la cirugía, sigue un período de rehabilitación, donde se busca flexibilizar, aumentar tanto la coordinación y estabilidad de la articulación como la masa perdida en el muslo, y a su vez incrementar la fuerza muscular de cuádriceps e isquiotibiales. No obstante, aún cuando la estabilidad estática de la articulación se recupera, la reconstrucción en sí misma no asegura la restauración funcional de la rodilla [3]. Las principales disfun-

ciones que subsisten son inestabilidad dinámica y debilidad de la fuerza muscular del cuádriceps las cuales pueden demorar varios años hasta su óptima recuperación [4].

El proceso de rehabilitación de la rodilla reconstruida es crítico para que el retorno sea exitoso [2]. Una rehabilitación incompleta luego de una lesión de LCA, fundamentalmente en la fase final de la misma, es un factor causal en la recurrencia de lesiones por lo cual resulta fundamental e indispensable contar con conocimientos y herramientas sólidas que contribuyan a la determinación del progreso de la rehabilitación para cada paciente [3], [5].

Tras la lesión de LCA se produce un déficit importante de fuerza y masa muscular de los músculos del miembro lesionado. La inhibición muscular artrogénica (AMI) ha sido identificada en los estudios sobre activación del cuádriceps, principalmente en vastos, en todos los pacientes con lesión y reconstrucción de LCA [6]. Se ha demostrado que la recuperación del torque extensor de la rodilla es un elemento esencial para la rehabilitación funcional del miembro inferior luego de la reconstrucción y el retorno a la actividad está altamente relacionado con la capacidad del cuádriceps de generar fuerza [7]. El déficit de los flexores de rodilla tras la lesión es menor [8].

En la actualidad, distintos métodos se utilizan para determinar el retorno a la actividad: debilidad y desequilibrios musculares, valoración de la fuerza, y pruebas funcionales, entre otros [5], [9], [10], [11]. La valoración de la fuerza se realiza habitualmente tanto en ejercicios isométricos como isocinéticos; usualmente la valoración se logra gracias a la evaluación de la activación muscular (AM) que se realiza a través de electromiografía superficial (EMGs) [3], [12], [13].

Se han realizado trabajos basados en el estudio de EMGs en ejercicios dinámicos de flexión y de extensión de rodilla, la mayoría de los cuales emplean los procesamiento de las señales de EMGs frecuentes como filtrado, detección de envolvente y promediado, seguido de algún análisis de amplitud, [4], [12], [14] e incluso análisis frecuencial mediante Transformada de Fourier [13]. Estos estudios tienen como fin evaluar el déficit remanente de la AM en pacientes con ruptura y reconstrucción de LCA. Uno de los procesamiento en amplitud clásicos utilizados para medir AM durante la contracción es el Valor Cuadrático Medio o Root Mean Square (RMS) de la señal. Por tal motivo es que se ha buscado durante años una relación matemática lineal entre el RMS de la señal de EMGs y la fuerza ejercida por el músculo a lo largo de un ejercicio [7], [15], [16].

Si bien en algunas aplicaciones, los mencionados procesamiento sobre las señales de EMGs brindan resultados satisfactorios, el empleo de los mismos implica asumir hipótesis respecto de la señal como estacionariedad y linealidad, que las señales de EMGs no cumplen y mucho menos en el caso de ejercicios dinámicos con carga [17]. Si se utiliza un análisis de amplitud, es necesario además aplicar procesos de normalización de la señal de EMGs que no se encuentran estandarizados y a menudo afectan significativamente a los resultados que se obtienen [18]. Cabe destacar que estas técnicas no logran capturar en forma completa la complejidad de tales señales y por lo general, dadas las hipótesis que asumen para su aplicación, requieren de una elevada cantidad de datos en los registros de EMGs para que los resultados que arrojen los procesamiento sean representativos y fiables. Así mismo, las señales de EMG están altamente contaminadas por ruido, muestran elevada complejidad y los mecanismos

que subyacen su generación parecen ser no-lineales e incluso de naturaleza caótica [17].

Aún cuando el uso de métodos estadísticos para el análisis de señales de EMG es un área poco explorada y más aún en su relación con la valoración muscular, es esperable que la aplicación de nuevas técnicas que contemplen las características propias ya descritas de las señales de EMGs y solvente los inconvenientes mencionados, permita una mejor caracterización del EMGs, un análisis objetivo del mismo y, consecuentemente, resultados alternativos que complementen los anteriores.

J. Richmann y J.R. Moorman [19] han diseñado y caracterizado una medida de regularidad de señales, llamada Sample Entropy (SampEn), la cual es estimada por la familia de estadísticos $\text{SampEn}(m, r, N)$. Un valor bajo de SampEn indica una mayor regularidad en la señal temporal. La SampEn de una señal, es el negativo del logaritmo natural de la probabilidad condicional de que dos secuencias similares para m puntos sigan siendo similares para $m+1$ puntos dentro de una tolerancia r , donde las auto-similitudes no son consideradas en el cálculo de la probabilidad. Diversos trabajos que emplean SampEn en la caracterización de señales biológicas se han reportado arrojando resultados favorables [16], [19], [20], [21].

Recientemente, Chen et al [22] han desarrollado y propuesto una nueva medida de la regularidad de series temporales, llamada Fuzzy Entropy (FuzzyEn) e incluso en su presentación la han aplicado a señales de EMG de músculos de la mano, con el fin de caracterizar diferentes movimientos y a su vez demostrar su elevada eficiencia para tal objetivo respecto del desempeño de SampEn [22]. Al igual que el caso de SampEn, FuzzyEn es estimada por los estadísticos $\text{FuzzyEn}(m, r, n, N)$.

La novedosa FuzzyEn conserva las bondades de SampEn e incorpora el uso de una frontera difusa a la hora de comparar similitudes entre secuencias. FuzzyEn ha sido también utilizada para medir complejidad de señales biológicas e incluso se ha aplicado a la caracterización de señales de EMG en busca de detección de estados de fatiga muscular [17], [23].

Teniendo en consideración lo anteriormente expuesto, se asumirá la naturaleza no lineal y no estacionaria de la señal de EMGs. Se considerará además que un método de procesamiento de EMGs que cuantifique AM sin requerir de procesos de normalización arrojará resultados con menor variabilidad intersujetos. Esto último refiere a que el proceso de normalización ampliamente aceptado es mediante la Máxima Contracción Voluntaria Isométrica (MCVI). El inconveniente principal que presenta la MCVI es que para el sujeto que se está analizando, no es una tarea sencilla lograr dicho nivel de contracción y requiere de cierto entrenamiento. Además, la MCVI no es una señal que se caracterice por su repetibilidad. Por otro lado, el mecanismo automático de proteger la pierna lesionada dificulta la realización de una contracción máxima y puede que los datos que suelen registrarse como MCVI en realidad no reflejen una máxima contracción neta.

El presente trabajo, basándose en las hipótesis listadas en el párrafo anterior, propone la evaluación de los métodos SampEn y FuzzyEn como cuantificadores de la AM obtenida del procesamiento de señales de EMGs registradas en Bíceps Femoral (flexor) y Vasto Medial (extensor) durante ejercicios dinámicos de flexo-extensión de

rodilla, con el objetivo de evaluar el progreso en la rehabilitación de pacientes con ruptura y reconstrucción de LCA.

Marco Teórico

2.1 Root Mean Square (RMS).

Dada una serie $\{u(i) : 1 \leq i \leq N\}$, que representa una señal u , el valor cuadrático medio (RMS) se calcula como la raíz cuadrada del promedio de los cuadrados de todos los valores que componen la serie temporal:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u(i)^2} \quad (1)$$

2.2 Sample Entropy (SampEn)

Richmann y Moorman [20] definen la SampEn de una serie de datos como se explica a continuación. Dada una serie de N muestras, $\{u(i) : 1 \leq i \leq N\}$ tomadas a intervalos discretos de tiempo Δt , se fija un valor entero positivo m y un valor real positivo r . El parámetro m determina la longitud de las secuencias a comparar y el parámetro r define la tolerancia que se considerará a la hora de decidir si hay o no coincidencias entre dos secuencias. El valor de r suele fijarse como fracción del desvío estándar (STD) de la serie de datos $u(i)$ lo que hace a SampEn una medida invariante en escala.

Una vez fijos m y r , se forman las $N-m$ secuencias $\mathbf{x}_m(i)$, para $\{i : 1 \leq i \leq N-m\}$, donde $\mathbf{x}_m(i) = \{u(i+k) : 0 \leq k \leq m-1\}$ es un vector de datos que va desde $u(i)$ a $u(i+m-1)$. Se define la distancia entre dos secuencias $\mathbf{x}_m(i)$ y $\mathbf{x}_m(j)$ como la máxima diferencia entre sus componentes escalares, es decir:

$$d[\mathbf{x}_m(i), \mathbf{x}_m(j)] = \max\{|u(i+k) - u(j+k)| : 0 \leq k \leq m-1\} \quad (2)$$

Se define $B_i^m(r)$ como las $(N-m-1)^{-1}$ veces del número de vectores $\mathbf{x}_m(j)$ que permanecen cerca de $\mathbf{x}_m(i)$ dentro de una tolerancia r , para j tomando valores desde 1 a $N-m$ y $j \neq i$ evitando de esta manera las auto-coincidencias. Se define luego la cantidad $B^m(r)$ como:

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \quad (3)$$

De igual manera, se definen $A_i^m(r)$ como las $(N-m-1)^{-1}$ veces del número de vectores $\mathbf{x}_{m+1}(j)$ que permanecen cerca de $\mathbf{x}_{m+1}(i)$ dentro de una tolerancia r , para todo j tomando valores desde 1 a $N-m$ con $j \neq i$; y $A^m(r)$ como:

$$A^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r) \quad (4)$$

$B^m(r)$ es entonces la probabilidad de que dos secuencias coincidan para m puntos, mientras que $A^m(r)$ es la probabilidad de que dos secuencias coincidan para $m+1$ puntos. Se define luego la SampEn:

$$SampEn(m, r) = \lim_{m \rightarrow \infty} \lim_{r \rightarrow 0} \lim_{N \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \right\} \quad (5)$$

la cual es estimada por la familia de estadísticos:

$$SampEn(m, r, N) = -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \quad (6)$$

Como se explicó anteriormente, para determinar la similitud entre dos secuencias $\mathbf{x}_m(i)$, $\mathbf{x}_m(j)$ SampEn se basa en la función de Heaviside. Se tendrán entonces sólo dos posibilidades en el momento de comparar secuencias, ya que este criterio de pertenencia o similitud otorga el mismo grado de coincidencia a dos vectores de distancia nula y dos vectores de distancia r sin amparar que tan coincidentes son los mismos. Con el fin de cuantificar este grado de similitud es que surge el concepto de fronteras difusas utilizado en la definición de FuzzyEn [22].

2.3 Fuzzy Entropy (FuzzyEn)

Chen et al [22] definen la FuzzyEn de una serie de datos como se presenta a continuación. Dada una serie de N muestras, $\{u(i): 1 \leq i \leq N\}$ tomadas a intervalos discretos de tiempo Δt , se fija un valor entero positivo m que, al igual que en SampEn, determina la longitud de las secuencias a comparar. El parámetro r está nuevamente ligado a la determinación de la similitud entre tales vectores y además se incorpora un tercer parámetro entero n .

Se procede a formar las secuencias $\mathbf{x}_m(i)$, para $\{i / 1 \leq i \leq N-m+1\}$, donde:

$$\mathbf{x}_m(i) = \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)\} - u0(i) \quad (7)$$

$\mathbf{x}_m(i)$ representa los m valores consecutivos de u desde el i -ésimo punto y generalizados mediante la eliminación de la línea de base:

$$u0(i) = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} u(i+k) \quad (8)$$

Análogo al caso de SampEn, dados dos vectores $\mathbf{x}_m(i)$ y $\mathbf{x}_m(j)$ se define la distancia entre éstos acorde a (2). Luego, fijos r y n se determina el grado de similitud ($D_m(i, j)$) entre tales secuencias, a través de una función difusa $u(d[\mathbf{x}_m(i), \mathbf{x}_m(j)], n, r)$:

$$D_m(i, j) = u(d[\mathbf{x}_m(i), \mathbf{x}_m(j)], n, r) \quad (9)$$

Se define a continuación la función $B^m(n, r)$:

$$B^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_m(i, j) \quad (10)$$

De manera similar para $m+1$ y $\mathbf{x}_{m+1}(i)$, se obtiene $A^m(n, r)$:

$$A^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{m+1}(i, j) \quad (11)$$

Finalmente, se define FuzzyEn (m, r, n) como:

$$FuzzyEn(m, r, n) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[\frac{A^m(n, r)}{B^m(n, r)} \right] \right\} \quad (12)$$

En el desarrollo de FuzzyEn, los autores proponen el uso de la familia de funciones exponenciales del tipo $\exp(-(d_m(i, j)^n)/r)$ como función difusa $\mu_C(x)$. Los parámetros r y n definen el ancho y la pendiente de la frontera de tal función. Esta familia de funciones cuenta con dos características deseadas en el ámbito difuso, la primera de ellas es ser continua, para que las similitudes no cambien abruptamente y la segunda es ser convexa, con su máximo en la auto-similitud [22]. Aceptado esto, en las ecuaciones (10) y (11) se toma $D_m(i, j)$ y $D_{m+1}(i, j)$ como $\exp(-(d_m(i, j)^n)/r)$ y $\exp(-(d_{m+1}(i, j)^n)/r)$ para el cálculo de $FuzzyEn(m, r, n)$.

Métodos

3.1 Sujetos

Dos grupos de personas participaron en este estudio. Un grupo control (GC) de adultos sanos y un grupo de pacientes con ruptura y reconstrucción de LCA. Todos fueron informados del protocolo y los objetivos del estudio y firmaron un consentimiento informado antes de la adquisición de los datos.

Grupo Control. Un total de 9 personas sanas (edad $25,5 \pm 1,19$ años, peso $76,6 \pm 11,57$ kg, altura $1,75 \pm 0,04$ m) de sexo masculino participaron del estudio. Los participantes no presentaban patologías musculares ni neurológicas que limitaran el funcionamiento motor.

Pacientes. Un total de 3 pacientes de sexo masculino (edad $29,7 \pm 10,6$ años, peso $82,8 \pm 16,2$ kg, altura $1,73 \pm 0,0492$ m) participaron del estudio. Los pacientes presentaban reconstrucción de LCA, mediante la técnica de injerto semitendinoso-recto interno (promedio de tiempo desde la lesión a la cirugía 10 meses). De los pacientes registrados, sólo uno se encontraba realizando una actividad deportiva antes de la lesión. Todos realizaron su rehabilitación en un instituto de kinesiología de la ciudad de Paraná, Entre Ríos, con protocolo de rehabilitación unificado. Los registros de los pacientes fueron realizadas en dos oportunidades, la primera fue a los 4 meses ± 1 semana luego de la cirugía mientras que la segunda fue a los 6 meses ± 1 semana luego de la cirugía.

3.2 Protocolo de medición

El proceso de medición constó de dos etapas. Los músculos a registrar elegidos, teniendo en cuenta la función que cumplen en el movimiento a analizar, su acceso mediante EMGs y su representatividad entre los flexores y extensores de rodilla, fueron el Bíceps Femoral (flexor) y Vasto Medial (extensor) [5]. En primera instancia, se midió tanto al GC como a los pacientes (4 y 6 meses luego de la cirugía) la MCVI en flexor y extensor de rodilla, la cual se registró además mediante un dinamómetro isométrico. La MCVI de Bíceps fue registrada a un ángulo de flexión de rodilla de 60° , mientras que la MCVI de Vasto fue medida a 0° de extensión. Para realizar cada

medición, el sujeto fue ubicado en una posición que permitiera concentrar el movimiento en el grupo muscular a medir.

En segundo lugar, se procedió al registro de EMGs correspondientes a los ejercicios dinámicos. Para realizar las mediciones se utilizaron ejercicios de flexión y extensión de rodilla en cadena cinemática abierta, debido a que aíslan satisfactoriamente los músculos a estudiar y forman parte del programa de rehabilitación de los pacientes. El registro se realizó con un electromiógrafo telemétrico que permite guardar en memoria física los registros, para su posterior procesamiento. Los sujetos realizaron primero cuatro movimientos de flexión de rodilla registrándose en este caso EMGs de Bíceps, y luego cuatro movimientos de extensión de rodilla, registrándose Vastos. En ambos casos se registro en simultáneo el mismo músculo en ambos miembros inferiores.

3.3 Procesamiento de las señales de EMG.

Los registros de EMGs contienen información de cuatro ejercicios de flexión o extensión de rodilla que realizó el sujeto, por lo que para poder obtener de las señales de EMGs aquellas porciones que representan AM fue necesaria una segmentación previa de las mismas. En primer lugar, se dividió la señal en los cuatro ejercicios dinámicos, y posteriormente se procedió a la detección de AM. Para esto, se utilizó un criterio que establece existencia de activación de EMGs a partir del momento en que la amplitud de la señal supera al doble del STD de la línea de base que presenta dicha señal [24]. A continuación, se procedió al cálculo del RMS las señales de EMGs de cada ejercicio, tanto para flexores como para extensores, en ambos miembros y para ambos grupos de sujetos. Con el fin de obtener resultados que permitan comparación interindividuos, las señales de EMGs fueron normalizadas previamente a los valores de MCVI [25], [26].

Finalmente, se procedió al cálculo de $\text{SampEn}(m, r)$ y $\text{FuzzyEn}(m, r, n)$. En primera instancia, se realizó un análisis para la selección de los parámetros m , r y n . Cabe destacar que no existe un procedimiento estándar que permita determinar los valores óptimos de estos parámetros para una serie de N datos. Diversos autores han sugerido rangos de valores de tales parámetros que han permitido obtener buenos resultados en las aplicaciones estudiadas. Existe una tendencia general que conduce al uso de valores de r entre 0,1 y 0,25 (fracción del STD) y valores de m de 1,2 y 3 para datos de longitud N variando de 100 a 5000 [19], [21]. En este trabajo, para elegir los valores de m , r y n se realizó primero el cálculo de $\text{SampEn}(m, r)$ y $\text{FuzzyEn}(m, r, n)$ para valores de m entre 1 y 10, r entre 0.02 y 1 (fracción del STD de la señal). Para el caso de FuzzyEn , el parámetro n , se fijó en el valor 2, dado que en ese caso la función de frontera difusa toma la forma de una función gaussiana. Posteriormente se conformó una matriz de datos, cuya información contenida se corresponde con el STD de los valores de $\text{SampEn}(m, r)$ y $\text{FuzzyEn}(m, r, n)$ para un subgrupo de sujetos del GC. Finalmente se determinó los valores de tales parámetros teniendo en cuenta a partir de que valores de m y r la señal de STD de las entropías disminuye más lentamente. Se consideró además que los valores obtenidos mantengan concordancia con los valores

sugeridos por diversos autores [19], [21], [27]. Finalmente, se fijaron los valores de m y r en 2, 0.2 (del STD de la señal a analizar).

Resultados y Discusiones

4.1 RMS

En la Tabla 1 se ilustran la media y el STD de los valores de RMS obtenidos de las señales de EMGs de Bíceps Femoral y Vasto Medial correspondientes a los ejercicios dinámicos de los sujetos del GC.

Tabla 1. Valores medios y desvíos correspondientes a los valores de RMS (% de MCVI) de los músculos flexor y extensor de sujetos del grupo control

<i>Grupo Control</i>	<i>RMS Bíceps</i>	<i>RMS Vasto</i>
Pierna dominante	107.6 ± 62.4	106.9 ± 69.4
Pierna no dominante	107.1 ± 79.2	84.7 ± 63.4

En la Tabla 2 se alistan los mismos datos que en la Tabla 1, pero para el caso del grupo de pacientes al 4° mes y 6° mes post-cirugía de reconstrucción de LCA.

Tabla 2. Valores medios y desvíos correspondientes a los valores de RMS (% de MCVI) de los músculos flexor y extensor de los pacientes al 4° y 6° mes post-cirugía.

<i>Grupo Pacientes</i>	<i>RMS Bíceps</i>	<i>RMS Vasto</i>
Pierna sana 4° mes	136.6 ± 66.0	103.3 ± 26.3
Pierna lesionada 4° mes	276.8 ± 200.0	56.7 ± 39.9
Pierna sana 6° mes	169.9 ± 121.1	179.6 ± 250.8
Pierna lesionada 6° mes	209.9 ± 71.0	129.7 ± 129.1

De las tablas anteriores es posible obtener las diferencias existentes entre los valores RMS correspondientes a las musculaturas de ambos miembros para los sujetos del GC y los pacientes al 4° y 6° mes, lo que es utilizado como indicador de la diferencia que existe entre la AM de la pierna dominante respecto de la no dominante o de la sana respecto de la lesionada, según corresponda.

Tabla 3. Desbalances entre valores RMS (% de MCVI) de la musculatura flexoextensora para sujetos sanos y pacientes.

<i>Sujetos</i>	<i>RMS Bíceps</i>	<i>RMS Vasto</i>
GC	0.5 ± 16.8	22.2 ± 6.0
Pacientes 4° mes	-140.2 ± 134.1	46.6 ± 13.6
Pacientes 6° mes	-40.0 ± 50.1	49.9 ± 121.7

Del análisis de estas tablas es posible observar que existen desbalances entre los mismos grupos musculares (flexores o extensores) de ambos miembros tanto en sujetos sanos como en pacientes. Para el caso del GC, los desbalances no son muy elevados, y reflejan dominancia de la pierna dominante. En el caso de los pacientes, el

desbalance existente entre miembros es superior. Al cuarto mes post-cirugía, puede observarse que existe un desbalance importante para el caso de los Bíceps. Si bien el desvío asociado a este desbalance es elevado (lo cual es característico del análisis de amplitud mediante RMS y normalización con MCVI), los resultados reflejan una dominancia de activación de la pierna lesionada. Esto no ocurre para el caso de los Vastos, el miembro sano domina sobre el lesionado, como sucede con los sujetos del grupo control, pero en una mayor proporción. Esto indica una debilidad en esta musculatura, característica de los pacientes con lesión y reconstrucción de LCA.

Los resultados referidos al sexto mes post-cirugía indican que el desbalance encontrado al cuarto mes entre los Bíceps tiende a disminuir aproximándose al estado de los sujetos del GC. Para el caso de los Vastos los valores no varían mucho respecto del cuarto mes. Sí se evidencia un aumento del STD respecto del desbalance medio, el cual se asocia a que aquellos pacientes (uno en este caso) que continuaron con su rehabilitación hasta los 6 meses post-cirugía presentaron valores de desbalances más próximos a los del GC, mientras que los que no lo hicieron se desviaron en gran magnitud de la media de los sujetos sanos.

4.2 Sample Entropy- FuzzyEntropy

Los datos de SampEn(2, 0.2) y FuzzyEn(2, 0.2, 2) para el GC y los pacientes fueron calculados. En la Tabla 4 se ilustran los valores obtenidos para los flexores y extensores de rodilla de ambos grupos.

Tabla 4. Valores medios y desvíos de SampEn (2, 0.2) y FuzzyEn (2, 0.2, 2) para EMGs de músculos flexores y extensores de sujetos del GC y de pacientes.

	<i>SampEn Biceps</i>	<i>FuzzyEn Biceps</i>	<i>SampEn Vasto</i>	<i>FuzzyEn Vasto</i>
Pierna dominante GC	1.14±0.39	0.80±0.15	0.88±0.38	0.52±0.07
Pierna no dominante GC	1.34±0.32	0.86±0.16	1.09±0.48	0.77±0.24
Pierna sana pacientes 4º mes	0.84±0.29	0,77±0,12	0,71±0,36	0,60±0,12
Pierna lesionada pacientes 4º mes	0.86±0.27	0,66±0,19	0,53±0,28	0,47±0,14
Pierna sana pacientes 6º mes	0,85±0,17	0,75±0,05	0,99±0,4	0,68±0,14
Pierna lesionada pacientes 6º mes	0,92±0,25	0,63±0,16	0,63±0,12	0,49±0,08

A partir de la Tabla 4 es posible analizar la regularidad de las señales de EMGs de Bíceps y Vastos para los sujetos de ambos grupos. En el caso del GC, puede verse que la musculatura del miembro dominante presenta una mayor regularidad que el miembro no dominante tanto para Bíceps como para Vastos, indicada tanto por SampEn como FuzzyEn. En los pacientes, se observa que las señales de EMGs muestran en todos los casos mayor regularidad que para los sujetos del GC a excepción de Sam-

pEn en Vastos de piernas sanas para pacientes al sexto mes post-cirugía, para los cuales la media supera a la media de SampEn en Vastos de piernas dominantes de sujetos del GC. Es evidente que las entropías de los pacientes caen por debajo de la media del GC, tanto en flexores como extensores y fundamentalmente en el miembro lesionado.

Es menester destacar además, los valores porcentuales del STD respecto de la media que se han obtenido tanto para el caso de SampEn como para FuzzyEn y comparar estos con los obtenidos para RMS. Para el método convencional, se encontraron desvíos que hasta superan el 130% de la media, lo cual es indeseable en estos estudios. Para el caso de los estadísticos propuestos sólo uno de los grupos muestra un STD que supera el 40% de la media. Por último, si bien hay una tendencia de aumento de las entropías, aproximándose a los valores obtenidos para el GC, entre en 4° y el 6° mes tanto para Bíceps como para Vastos, en estos últimos es más notoria.

Conclusiones

Los resultados obtenidos mediante el procesamiento convencional (RMS) y los obtenidos por medio de los métodos propuestos evidencian una clara tendencia a restablecer la condición muscular principalmente en musculatura extensora del miembro lesionado. Esto concuerda con el hecho de que los Vastos son los músculos que más se busca fortalecer durante la rehabilitación de los pacientes estudiados. En el caso de Bíceps no sólo se evidencian deficiencias en la musculatura, sino que además los estadísticos SampEn y FuzzyEn no manifiestan cambio significativo entre el cuarto y sexto mes post-cirugía para los pacientes, reflejando la ausencia de entrenamiento de este grupo muscular por parte del programa de rehabilitación. Los métodos propuestos a diferencia del convencional, evidencian notorias diferencias entre los Vastos de pierna lesionada y sana (tanto para 4° como 6° mes).

La aplicación de SampEn y FuzzyEn para la caracterización de EMGs de ejercicios de flexión y extensión de rodilla, permite una cuantificación de la AM sin la necesidad del empleo de métodos de normalización mediante MCVI, la cual en muchos casos es difícil de lograr para los pacientes y además influye directamente en los resultados obtenidos por métodos convencionales como el RMS.

De estos resultados preliminares se concluye que tanto SampEn como FuzzyEn son métodos alternativos que permiten cuantificar AM brindando información útil a la hora de evaluar la evolución de la rehabilitación en pacientes con ruptura y reconstrucción de LCA. Futuros trabajos deberán incluir una población mayor de pacientes para permitir generalizar las conclusiones.

Bibliografía

1. Márquez Arabia, J.J. and Márquez Arabia, W.H., *Lesiones del ligamento cruzado anterior de la rodilla*. Iatreia, 2009. **22**(3): p. 256-271.
2. Wright, R.W., Preston, E., Fleming, B.C., Amendola, A., Andrich, J.T., Bergfeld, J.A., Dunn, W.R., Kaeding, C., Kuhn, J.E., Marx, R.G., McCarty,

- E.C., Parker, R.C., Spindler, K.P., Wolcott, M., Wolf, B.R. and Williams, G.N., *A Systematic Review of Anterior Cruciate Ligament Reconstruction Rehabilitation: part II: open versus closed kinetic chain exercises, neuromuscular electrical stimulation, accelerated rehabilitation, and miscellaneous topics*. Journal of Knee Surgery, 2008. **21**(3): p. 225-234.
3. Eitzen, I., Holm, I. and Risberg, M.A., *Preoperative quadriceps strength is a significant predictor of knee function two years after anterior cruciate ligament reconstruction*. British Journal of Sports Medicine, 2009. **43**(5): p. 371-376.
4. Kvist, J. and Gillquist, J., *Sagittal Plane Knee Translation and Electromyographic Activity During Closed and Open Kinetic Chain Exercises in Anterior Cruciate Ligament-Deficient Patients and Control Subjects*. The American Journal of Sports Medicine, 2001. **29**(1): p. 72-82.
5. Scavo, M., *Retorno a la competencia luego de la rehabilitación: valoración de la fuerza y la función*, in *Revista Digital*. 2005, 10.
6. Rivera García, A., *Tratamiento fisioterapéutico tras reconstrucción del ligamento cruzado anterior: seguimiento de dos casos clínicos.*, in *Departamento de Fisioterapia*. 2010, Universidad de Alcalá. p. 90.
7. Brasileiro, J.S., Pinto, O.M.S.F., Ávila, M.A. and Salvini, T.F., *Functional and morphological changes in the quadriceps muscle induced by eccentric training after ACL reconstruction*. Revista Brasileira de Fisioterapia, 2011. **15**(4): p. 284-290.
8. Logerstedt, Snyder-Mackler, L., Ritter, R.C., Axe, M.J. and Godges, J.J., *Knee stability and movement coordination impairments: knee ligament sprain*. Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy, 2010. **40**(1): p. A1-A37.
9. Greenberger, H.B. and Paterno, M.V., *Relationship of knee extensor strength and hopping test performance in the assessment of lower extremity function*. Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy, 1995. **22**(5): p. 202-206.
10. García-Fogeda, A. and Usach Minguiellón, R., *Relación entre la fuerza y la electromiografía (EMG) del vasto interno del cuádriceps, en movimientos de media sentadilla con carga*. Biomecánica, 2006. **14**(2): p. 12-16.
11. Bakrac, N.D., *Dynamics of Muscle Strength Improvement During Isokinetic Rehabilitation of the Athletes With ACL Rupture and Chondromalacia Patellae*. The Journal of sports medicine and physical fitness, 2003. **43**(1): p. 69-74.
12. Ceaglio, S., Alberto, F., Catalfamo, P.A. and Braidot, A.A. *Muscular Activity during Dynamic Squats in Patients with ACL Reconstruction*. in *32nd Annual International Conference IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2010.
13. Pereira, G.R., de Oliveira, L.F. and Nadal, J., *Isometric fatigue patterns in time and frequency domains of triceps surae muscle in different knee positions*. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2011. **21**(4): p. 572-578.
14. Escamilla, R.F., S, F.G., Zheng, N., Barrentine, S.W., Wilk, K.E. and Andrews, J.R., *Biomechanics of the knee during closed kinetic chain and open kinetic chain exercises*. Medicine and science in sports and exercise, 1998. **30**(4): p. 556-569.

15. Fukuda, T.Y., Echeimberg, J.O., Pompeu, J.E., Garcia Lucareli, P.R., Garbelotti, S., Gimenes, R.O. and Apolinario, A., *Root Mean Square value of the electromyographic signal in the isometric torque of the quadriceps, hamstrings and brachial biceps muscles in female subjects*. Journal of Applied Research, 2010. **10**(1): p. 32-39.
16. Fele-Žorž, G., Kavšek, G., Novak-Antolič, Ž. and Jager, F., *A comparison of various linear and non-linear signal processing techniques to separate uterine EMG records of term and pre-term delivery groups*. Medical and Biological Engineering and Computing, 2008. **46**(9): p. 911-922.
17. Xie, H.-B., Guo, J.-Y. and Zheng, Y.-P. *Fuzzy approximate entropy analysis of chaotic and natural complex systems: detecting muscle fatigue using electromyography signals*. in *Annals of Biomedical Engineering*. 2010.
18. Karlsson, S., Jun, Y. and Akay, M., *Enhancement of spectral analysis of myoelectric signals during static contractions using wavelet methods*. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 1999. **46**(6): p. 670-684.
19. Richman, J.S. and Moorman, J.R., *Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy*. American Journal of Physiology - Heart and Circulatory Physiology, 2000. **278**(6): p. H2039-H2049.
20. Mengi, Y., Liu, B. and Liu, Y. *A comprehensive nonlinear analysis of electromyogram*. in *Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE*. 2001.
21. Lake, D.E., Richman, J.S., Griffin, P.M. and Moorman, R.J., *Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability*. American Journal of Physiology - Heart and Circulatory Physiology, 2002. **283**(3): p. R789-R797.
22. Chen, W., Wang, Z., Xie, H. and Yu, W., *Characterization of Surface EMG Signal Based on Fuzzy Entropy*. Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 2007. **15**(2): p. 266-272.
23. Xie, H.-B., Chen, W.-T., He, W.-X. and Liu, H., *Complexity analysis of the biomedical signal using fuzzy entropy measurement*. Appl. Soft Comput., 2011. **11**(2): p. 2871-2879.
24. Konrad, P., *The ABC of EMG. A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*. 1 ed. Vol. 1. 2005: Noraxon INC. USA. 42.
25. Onishi, H., Yagi, R., Akasaka, K., Momose, K., Ihashi, K. and Handa, Y., *Relationship between EMG signals and force in human vastus lateralis muscle using multiple bipolar wire electrodes*. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2000. **10**(1): p. 59-67.
26. Kellis, E. and Baltzopoulos, V., *The effects of normalization method on antagonistic activity patterns during eccentric and concentric isokinetic knee extension and flexion*. Journal of Electromyography and Kinesiology, 1996. **6**(4): p. 235-245.
27. Govindan, R.B., Wilson, J.D., Eswaran, H., Lowery, C.L. and **Preißl, H.**, *Revisiting sample entropy analysis*. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2007. **376**(0): p. 158-164.