

Estimación de velocidad del movimiento de mano usando redes neuronales artificiales y mediciones electromiográficas

Camilo Sandoval Rodríguez^{1,Ψ}, Rodolfo Villamizar Mejía¹, Eusebio Delgado Velosa¹, Andrés Cordero Cardozo¹
¹Grupo de Investigación CEMOS, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia

Recibido 30 de Agosto de 2010. Aceptado 28 de Diciembre de 2010

HAND MOVEMENTS SPEED ESTIMATION BY MEANS OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND ELECTROMIOGRAPHICAL MEASUREMENTS

Resumen—En este artículo se presenta el desarrollo de un algoritmo para la estimación de la velocidad de los movimientos básicos de la mano usando redes neuronales artificiales a partir del sensado de la actividad electromiográfica del antebrazo. Para la implementación de dicho algoritmo fue necesario adaptar un modelo funcional de laboratorio para la medición de la velocidad, usando procesamiento digital de imágenes, presentando un error bajo en la medición de velocidad. Asimismo, para la estimación de velocidad a partir del análisis de la sEMG (señal electromiográfica superficial) se escogió una red NARX (*nonlinear autoregressive network with exogenous inputs*) como resultado de la comparación de diversas topologías de redes neuronales dinámicas. Los resultados mostrados evidencian una aproximación adecuada en la estimación de velocidad, que sirve como punto de comparación al usarse metodologías diferentes para obtener los perfiles de velocidad.

Palabras Clave— Electromiografía (EMG), Estimación de velocidad, Prótesis de brazo, Redes neuronales artificiales (RNA).

Abstract— In this paper an algorithm for estimating the speed of the basic hand movements using artificial neural networks based on recorded electromyographic activity at the forearm is presented. To implement this algorithm it was necessary to adapt a model for measuring the speed, using digital image processing, which presented a low error rate measurement. Likewise, for speed estimation, a NARX network (network nonlinear autoregressive with exogenous inputs) was chosen after comparing different dynamic neural network topologies. The results shown demonstrated a suitable approach to the estimation of speed, which serves as a comparison to the different methodologies used to obtain the velocity profiles.

Keywords— Artificial neural networks (ANN), Arm prosthesis, Electromyography (EMG), Speed estimation.

I. INTRODUCCIÓN

Conforme pasa el tiempo, los avances tecnológicos orientados a la extracción de patrones de las señales electromiográficas han cobrado gran importancia [1], sobretodo en el campo del diseño de prótesis inteligentes e interfaces hombre-máquina [2]. Es importante reconocer que la evolución que han tenido estos tipos de sistemas ha

contribuido en gran medida al mejoramiento de la calidad de vida de personas en situación de discapacidad [3].

Por esta razón, los estudios realizados en este campo son cada vez más numerosos [2-6] y mejores en cuanto a los beneficios que ofrecen. De esta forma se han mejorado cualidades en las prótesis, como velocidad de procesamiento y acierto en el movimiento, a partir

^Ψ Dirección para correspondencia: camilolsr@yahoo.com

de diversas técnicas de extracción de características de la señal EMG (electromiográfica), tales como la transformada wavelet [4], coeficientes cepstrales [7,8], entre otras [9]. Así mismo, se han empleado técnicas de inteligencia artificial basadas en máquinas de soporte vectorial [10], modelos ocultos de Markov [5], entre otras.

Sin embargo, es importante tener en cuenta que para conseguir una mayor naturalidad del movimiento se deben considerar variables propias de éste, como son la fuerza y velocidad desarrollada. En este sentido, la funcionalidad de la prótesis se verá favorecida, ya que el esfuerzo que deberá realizar el paciente para controlarla y el tiempo de adaptación serán bajos. Por tanto, la caracterización del comportamiento dinámico de los movimientos básicos de la mano (prono-supinación, flexo-extensión, desviación radial y ulnar), además de reconocer el tipo de movimiento, debería estimar variables tan importantes como son la fuerza y la velocidad presente en cada movimiento. Esto facilitará que el paciente reproduzca el movimiento esperado, a una velocidad y fuerza deseada, logrando una mayor naturalidad en el movimiento y no un movimiento pre-programado.

Lo anterior ha motivado la obtención de modelos dinámicos experimentales de la mano, a partir de la información contenida en las señales electromiográficas superficiales (sEMG) producidas por la actividad muscular en el tercio proximal del antebrazo. Es importante aclarar que la mayoría de trabajos de investigación han mostrado interés en el reconocimiento de patrones electromiográficos para describir el tipo de movimiento. Es así como en la literatura consultada no se evidencian reportes de investigaciones respecto a la estimación de velocidad. No obstante, en [11] se muestra el uso de modelos autorregresivos (AR) para un movimiento rápido de la mano, evidenciando resultados apropiados según los autores. Por lo anterior, en el presente artículo se reporta la obtención de un modelo numérico para estimar la velocidad aplicada en cada uno de los movimientos básicos de la mano, usando redes neuronales artificiales, a partir del registro de señales sEMG del antebrazo; con el fin mostrar una alternativa en la estimación de la velocidad presente en cada movimiento que sirva para futuras comparaciones.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 Materiales

Inicialmente se requirió la construcción de un modelo funcional de laboratorio para realizar registros de actividad electromiográfica y velocidad de los movimientos básicos de la mano (supinación/pronación, flexión/extensión y desviación radio/ulnar) en pacientes sanos, con el fin de disponer de una base de registros. El modelo funcional

consta de tres módulos: sensado de EMG, sensado de velocidad y almacenamiento.

2.1.1 Sensado de EMG

Las señales electromiográficas fueron obtenidas mediante el módulo compuesto por el sistema de adquisición de datos ML880 PowerLab y el acondicionador de señal ML135 Dual Bio Amp y visualizadas en PC mediante la interfaz gráfica LabChart. Instrumentos de ADINSTRUMENTS (ver características en el anexo A) que son propiedad del grupo de investigación en Neurociencias de la Facultad de Salud de la Universidad Industrial de Santander.

Para la captura de las señales electromiográficas se usaron dos canales del módulo para obtener el registro en modo diferencial de cinco electrodos superficiales (dos electrodos por canal y un solo electrodo de referencia para ambos canales). Para obtener resultados favorables en los registros electromiográficos, los electrodos se ubicaron en la región posterior y anterior del antebrazo, tal como se muestra en las Fig. 1 y Fig. 2, atendiendo a la recomendación de un experto en registros electromiográficos¹, con el fin de aprovechar de manera efectiva la actividad muscular.

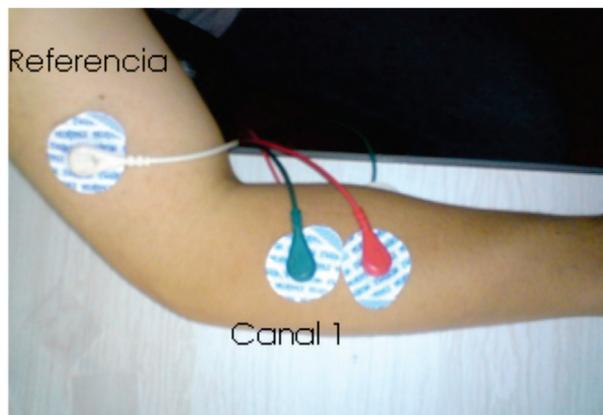


Fig. 1. Región posterior del antebrazo.



Fig. 2. Región anterior del antebrazo.

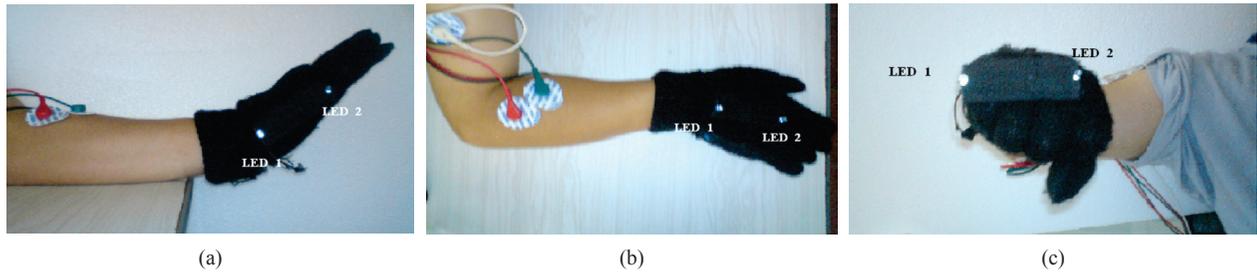


Fig. 3. Posición de los marcadores (LEDs) sobre la mano para la medición de velocidad. Movimiento a) flexo/extensión, b) desviación radial/ulnar y c) prono/supinación.

Cada registro EMG fue amplificado y doblemente filtrado mediante un filtro pasa-banda con rango de frecuencias de (0.1-500 Hz) y un filtro notch (60 Hz), a una frecuencia de muestreo de 1 KHz. Es importante aclarar que se requiere rechazar la componente de 60 Hz, correspondiente al ruido proveniente de la red eléctrica. Este filtrado garantiza una señal sEMG libre del ruido de la red. Así mismo, la frecuencia de muestreo escogida cumple con el criterio de Nyquist y al no tomar una frecuencia mayor se garantiza que el ancho de banda no tenga información redundante o poco significativa [12]. El registro electromiográfico es almacenado en un archivo de texto para luego ser procesado en MATLAB.

2.1.2 Sensado de Velocidad

Para la medición de la velocidad en cada uno de los movimientos básicos de la mano (supinación/pronación, desviación radial/desviación ulnar, flexión/extensión) se implementó un algoritmo en MATLAB basado en procesamiento digital de imágenes, el que a partir del registro fotográfico calcula el desplazamiento angular de unos marcadores (LEDs) localizados en puntos estratégicos de la mano, tal como se muestra en la Fig. 3. Este algoritmo es implementado *offline*, ya que no se propone, en este trabajo, obtener un dispositivo portátil para la medición de velocidad, más bien proporcionar una base de registros de velocidad para análisis posteriores. Para trabajos futuros, lograr la medición de velocidad en tiempo real, puede ser de gran interés.

2.1.3 Almacenamiento

El almacenamiento de los registros electromiográficos se realizó en archivos de texto. Para las mediciones de velocidad, una vez que se captura un video en el que se registra un movimiento determinado con un muestreo de 30 fotografías por segundo (fps), se procede a desfragmentar el video en sus respectivos fotogramas.

El muestreo es determinado por el dispositivo de captura de video (Cámara Sony Cyber-Shot DSC-S650), ya que ésta se encuentra fácilmente disponible en el mercado y es de fácil uso. Es importante tener en cuenta

que los movimientos de la mano son en promedio lentos según [6] (33 rpm), por tal motivo un video de 30 fps es suficiente para obtener los cambios de desplazamiento respecto al tiempo, ya que se tiene una discriminación de 6,66°, por cada fotograma. Este registro es cargado en MATLAB a partir del cual se calcula la velocidad angular de cada movimiento.

2.2. Métodos

La toma de datos electromiográficos se hizo tomando en cuenta el siguiente protocolo.

2.2.1 Protocolo para la toma de datos

El protocolo usado para la toma de datos respecto a electromiografía superficial se divide en 5 secciones:

2.2.1.1 Selección del paciente

Se debe seleccionar el paciente de acuerdo a condiciones promedio, respecto a edad y complexión física. Así mismo, un criterio de inclusión debe estar relacionado con los antecedentes de salud del paciente; esto es, que no padezca o haya padecido limitaciones físicas en alguno de sus miembros superiores.

2.2.1.2 Registro de datos del paciente

Se deben registrar datos del paciente como son: el nombre completo, edad, peso y estatura. Lo anterior se realiza con el fin de calcular el índice de masa corporal y corroborar el criterio de inclusión, de acuerdo a la complexión física y edad. Para esta prueba en particular se tomaron edades entre 17 y 30 años e índices entre 18.5 y 25.

2.2.1.3 Preparación del paciente

Según [13], se debe preparar la piel del paciente para una correcta toma de datos electromiográficos y evitar interferencias. Teniendo en cuenta que las fuentes de interferencias más comunes en este tipo de pruebas se relacionan con las impurezas de la piel así como las vellosidades en la superficie de análisis, se recomienda afeitar al paciente en el área que se desean colocar los

electrodos así como limpiar la piel con alcohol, permitiendo que el alcohol se vaporice antes de colocar los electrodos.

2.2.1.4 Toma electromiográfica

Algunas condiciones deseables para la correcta toma de señales EMG, según lo propuesto en [14] por SENIAM (*Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles*) son:

- *Selección del sensor EMG:* los sensores más usados son los de Ag, AgCl (plata cloruro de plata); los cuales fueron empleados en el presente trabajo.
- *Características de los electrodos:* es importante destacar que existen varias características que se deben tener en cuenta a la hora de hacer tomas electromiográficas, las cuales están relacionadas con la forma del electrodo y el tamaño del mismo. Respecto a la forma, SENIAM no presenta una forma en particular mas recomienda dos clases usados ampliamente: el completamente circular y el rectangular con extremos redondeados (Fig. 4). En efecto, puede llegar a ser indiferente la forma de los electrodos disponibles comercialmente, no obstante la superficie de contacto debe cubrir ampliamente los músculos analizados (músculos superficiales de la cara anterior y posterior del tercio proximal del antebrazo). El tamaño de la superficie de contacto se conoce con el nombre de tamaño del electrodo. Es importante aclarar que, en aplicaciones clínicas el tamaño de los electrodos se encuentra entre 1 mm² hasta pocos cm² (2 aproximadamente). Sin embargo, SENIAM recomienda que el tamaño de los electrodos sea de máximo 10 mm².
- *Distancia entre electrodos:* la distancia entre electrodos se define como la distancia entre cada uno de los centros del área de contacto o área conductora (ver Fig. 5). Se recomienda una distancia inter-electrodos de 20 mm. También es cierto que, al aplicar electrodos bipolares en músculos de pequeñas longitudes, la distancia entre electrodos no debe exceder en $\frac{1}{4}$ la longitud de la fibra muscular en estudio [13]. De igual manera, como se analizaron los movimientos básicos de la mano (pronación, supinación, flexión, extensión, desviación radial y ulnar), la ubicación de los electrodos se realizó atendiendo a las recomendaciones mencionadas anteriormente, y según [14,15], en el tercio proximal del antebrazo región anterior, para los movimientos de flexión, desviación ulnar, pronación (músculos: pronador redondo, flexor radial del carpo, flexor ulnar del carpo). Para los movimientos de extensión, desviación radial y supinación, en la región posterior (músculos: extensor de los dedos, extensor radial corto del carpo y ancóneo).

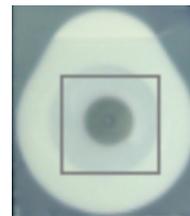


Fig. 4. Forma y tamaño de los electrodos



Fig. 5. Distancia entre electrodos.

2.2.1.5 Movimientos realizados

Basados en el protocolo propuesto, se estableció realizar movimientos básicos de la mano a tres velocidades distintas: rápido, normal y lento, según criterio de cada paciente. Tomando en cuenta la Tabla 1, se puede ver que los movimientos en cada clase (rápido, normal o lento) son muy aproximados entre pacientes, ya que poseen una desviación estándar relativamente baja. Estos movimientos fueron realizados partiendo la prueba en tres sesiones que se muestran a continuación:

- *Sesión de flexo-extensión:* en esta sesión se ubica al paciente con flexión del codo a 90° la mano en pronación y abducción del hombro a 45°. Se le pide realizar 3 repeticiones del movimiento de flexión y extensión, aplicando una velocidad alta, velocidad media, y velocidad baja, según criterio del paciente. Es importante destacar que para cada sesión, los pacientes realizaron 3 repeticiones de cada movimiento.
- *Sesión de prono-supinación:* en esta sesión deberá aplicarse el mismo procedimiento anterior, exceptuando la ubicación del paciente, que deberá ser sentado con flexión en el codo y del hombro a 90° y el codo inmovilizado, con la cara anterior de la mano orientada hacia el centro del cuerpo (orientada hacia un plano sagital).
- *Sesión desviación radio-ulnar:* en esta sesión, se repetirán los procedimientos anteriores, pero con

flexión del codo a 90°, abducción del hombro a 45°, mano en pronación.

Tabla 1. Resumen de mediciones de velocidad en los 23 pacientes utilizados en el estudio.

Movimiento	Tipo de velocidad	Velocidad promedio En (rpm)	Desviación estándar En (rpm)
Supinación	Rápido	18,90	1,122
	Normal	10,17	0,707
	Lento	6,912	0,211
Pronación	Rápido	18,193	0,857
	Normal	10,93	0,758
	Lento	7,241	0,844
Extensión	Rápido	16,73	0,736
	Normal	9,248	0,341
	Lento	5,403	0,327
Flexión	Rápido	14,095	0,582
	Normal	8,992	1,088
	Lento	6,283	0,348
Desviación radial	Rápido	7,77	0,361
	Normal	4,605	0,231
	Lento	2,617	0,265
Desviación ulnar	Rápido	6,309	0,213
	Normal	4,171	0,165
	Lento	2,404	0,147

2.2.2 Algoritmo de medición de velocidad

Es importante aclarar que para el algoritmo de medición de velocidad la ubicación de los LEDs debe hacerse teniendo en cuenta el movimiento a realizar. Lo anterior indica que, por ejemplo, para la sesión de flexo-extensión, movimientos que se realizan sobre el plano sagital, los marcadores (LEDs) se deben colocar en el mismo plano tal como lo muestra la Fig. 3. Para la sesión de desviación ulnar y radial, movimientos que se realizan sobre un plano transversal, la ubicación de los marcadores (LEDs) debe ser en dicho plano, tal como se presenta en la Fig 3b. De igual manera, para la sesión de prono-supinación, donde los movimientos se realizan en el plano coronal, se sigue el mismo plano, como se muestra en la Fig. 3c. Si bien la ubicación de los marcadores debe mantenerse para cada pareja de movimientos, las distancias entre marcadores no tienen incidencia, ya que el algoritmo propuesto calcula el desplazamiento relativo entre un marcador y otro.

Por otra parte, para la medición de la velocidad el algoritmo requiere de fotogramas consecutivos para procesarlos y obtener únicamente los centros espaciales de los marcadores localizados en la mano (tal como los mostrados en la Fig. 6), a partir de la binarización de cada fotograma.

Una vez obtenidos los centros espaciales, se determina el desplazamiento angular de un marcador (LED) con respecto al otro (desplazamiento relativo), usando relaciones geométricas de acuerdo a la Fig. 7.

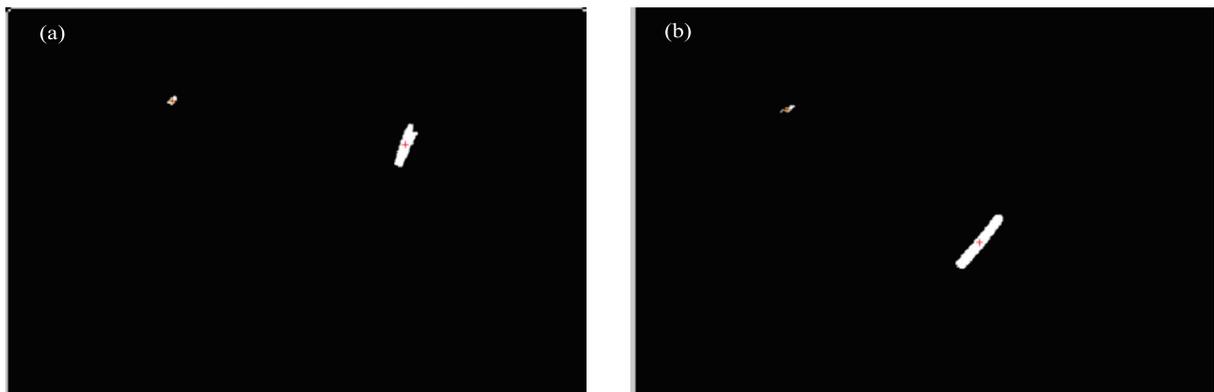


Fig. 6. Posición de los marcadores (LEDs) para dos fotogramas consecutivos.

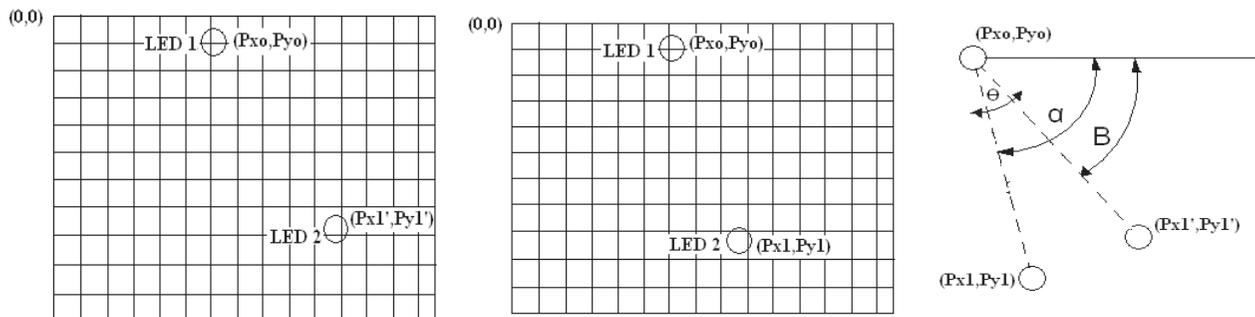


Fig. 7. a) y b) representación gráfica de dos fotogramas consecutivos. c) resultado de superponer los dos fotogramas.

Asumiendo que la Fig. 7c corresponde a la ubicación de los marcadores (LEDs) en dos fotografías consecutivas se tiene que el desplazamiento angular esta dado por:

$$\theta = \alpha - B \tag{1}$$

Donde **B** y **α** se calculan mediante:

$$B = \text{Arcsen} \left(\frac{P'_{x1} - P_{x0}}{P'_{y1} - P_{y0}} \right) \tag{2}$$

$$\alpha = \text{Arcsen} \left(\frac{P_{x1} - P_{x0}}{P_{y1} - P_{y0}} \right) \tag{3}$$

Una vez calculada la posición de todos los fotogramas consecutivos para un movimiento se calcula la derivada numérica de la función espacio-temporal, para obtener la velocidad del movimiento.

En la Fig. 8 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo desarrollado.

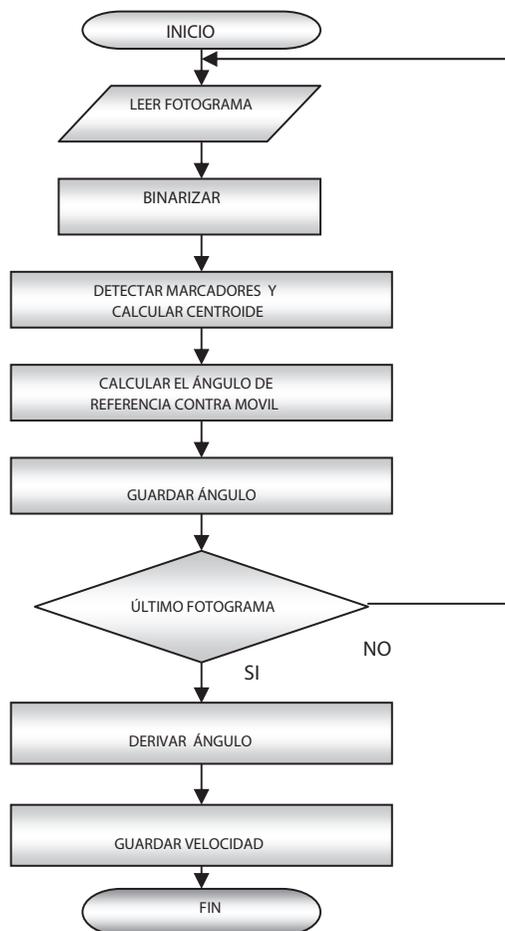


Fig. 8. Diagrama de flujo del algoritmo de medición de velocidad

En la Fig. 9 se muestran las curvas características de velocidad y desplazamiento angular obtenidas mediante el algoritmo descrito anteriormente, a partir del registro de un video del movimiento desviación radial/desviación ulnar.

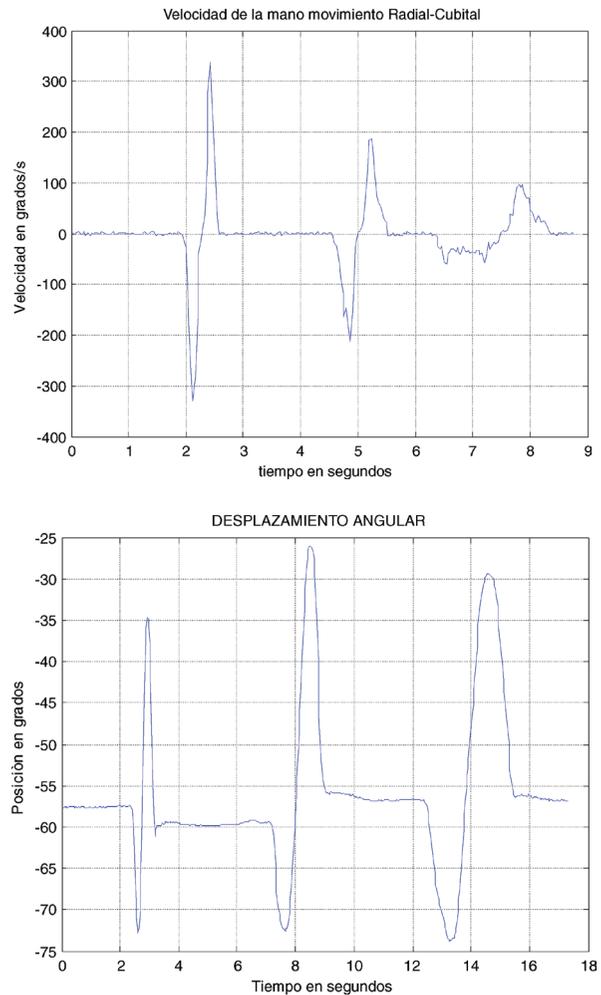


Fig. 9. Velocidad Angular a); Desplazamiento Angular b).



Fig. 10. Montaje usado para la validación del sistema de medición de velocidad, en él se evidencia el mecanismo usado (motor y engranes) y el instrumento patrón.

2.2.3 Validación del sistema de medición de velocidad

Para validar el algoritmo de medición de velocidad propuesto, se realizó un montaje de prueba que consistió en medir la velocidad de un motor de corriente continua simultáneamente con el algoritmo propuesto, usando LEDs en dos puntos de medición (uno móvil y uno de referencia) como se observa en la Fig. 10, y con un fototacómetro digital (EXTECH INSTRUMENTS Modelo 461893) como instrumento patrón. Las especificaciones de este fototacómetro se relacionan en el anexo B.

De acuerdo a [6], las velocidades tomadas en distintas regiones de las extremidades superiores ascienden a los 200 deg/seg (33 rpm) aproximadamente, por tanto se realizaron registros para velocidades en el motor en orden descendente a partir de 77 rpm (aproximadamente el doble de las velocidades a ser alcanzadas en los movimientos básicos: flexión/extensión, supinación/pronación, desviaciones radial y ulnar).

La Fig. 11 corresponde al error relativo de velocidad registrado, teniendo como referencia la velocidad medida por el dispositivo patrón (fototacómetro). El error promedio es 1.9 %, donde las barras verticales a lo largo de la recta representan el error relativo en ese punto. Cabe destacar que al realizar la medición con el algoritmo propuesto, éste diferencia el sentido de giro del motor; por ello en la Fig. 11 se muestra la medición de velocidad (eje vertical) del motor con un sentido de giro anti-horario.

2.2.4 Población de estudio

Para enfatizar en la determinación de la población de estudio, se ha elegido en principio, basado en los datos de la población discapacitada otorgados por el DANE en el

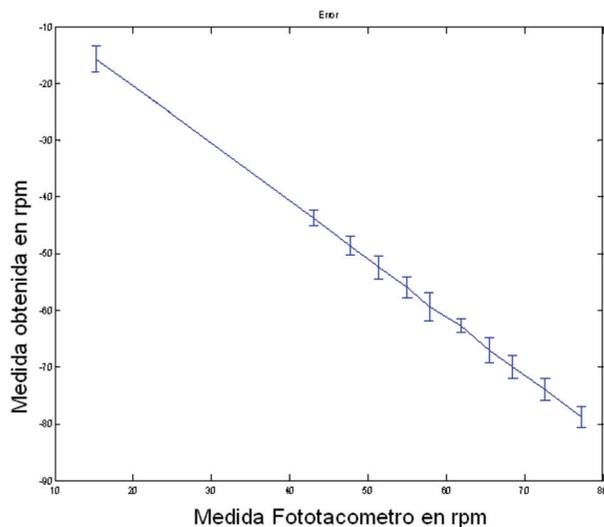


Fig. 11. Medida realizada con el algoritmo versus medida realizada con el foto-tacómetro.

censo de 2005, una población de estudio equivalente a 7 personas sanas entre 17 y 30 años de edad de cualquier género o raza. Esta población ha sido calculada teniendo en cuenta los datos del DANE para una población entre 17 y 39 años. Con estos datos y con un error máximo aceptable del 5%, un porcentaje estimado de la muestra de 95% y un nivel de confianza 95%, el total de pacientes es 69. No obstante, por considerarse esta una prueba piloto, se establece un número de personas de 7, que corresponde al 10% de la muestra total. Sin embargo, con el propósito de obtener un mayor número de pacientes para el entrenamiento de la red neuronal, se realizó el registro para 23 pacientes sanos (13 hombres y 10 mujeres) en un rango de edades comprendido entre los 17 y 30 años. Para aplicar el control local según [16], que se refiere a la homogenización de la población, se debe escoger el grupo de individuos en donde las unidades experimentales (cada individuo) posean rasgos similares en cuanto a género, edad y complejión física.

2.2.5 Adquisición de los datos de velocidad y electromiografía

Para cada uno de los 23 pacientes se hicieron dos registros electromiográficos (uno por canal) y un registro de velocidad (a tres niveles) por cada movimiento.

2.2.6 Procesamiento de datos

Para el procesamiento de los datos se siguieron dos estrategias:

- *Remuestreo de datos*

De acuerdo con la transformada de Fourier de las señales electromiográficas, se observa que la mayor cantidad de información está contenida en el rango de frecuencias de 0-500 Hz. Sin embargo hay frecuencias en las que el contenido de información puede ser alto, teniendo en cuenta que en el presente trabajo se han adoptado movimientos sometidos a varias velocidades. Se evidenció que a 8 Hz aproximadamente, está contenida información relevante de la señal electromiográfica, lo que sirvió como soporte para remuestrear tanto las señales de velocidad como las de EMG a 16 Hz (Fig. 12).

- *Extracción de características Cepstrum*

El análisis con coeficientes cepstrales (Cepstrum) se basa en la obtención de la envolvente del espectro de frecuencias [7,8]. Nótese que la representación del espectro posee variaciones rápidas y lentas de la amplitud respecto a la frecuencia (Fig 12). Al aplicar la FFT al espectro de frecuencias se obtiene el espectro del espectro (Cepstrum) en un nuevo dominio conocido como el dominio del Cepstrum (este nombre viene del

inverso de Spectrum). Al retener las variaciones lentas (bajas frecuencias en el nuevo dominio), se retienen las componentes que representan la envolvente del espectro de frecuencias (Fig. 13). Dicha envolvente según [7,8], es una característica útil para la identificación del movimiento. No obstante, en el presente trabajo se quiso probar esta técnica como un descriptor de la velocidad de los movimientos de la mano. Los resultados se muestran en la Tabla 3.

Es importante destacar que la extracción de características Cepstrum se realizó con una ventana de la señal EMG de 62 ms. Luego de obtener los coeficientes cepstrales de la ventana, se proporcionan como entrada para entrenar las redes neuronales. A partir de las salidas de las redes se calcularon los valores promedio y RMS, para evaluar la estimación de la red usando dicha técnica.

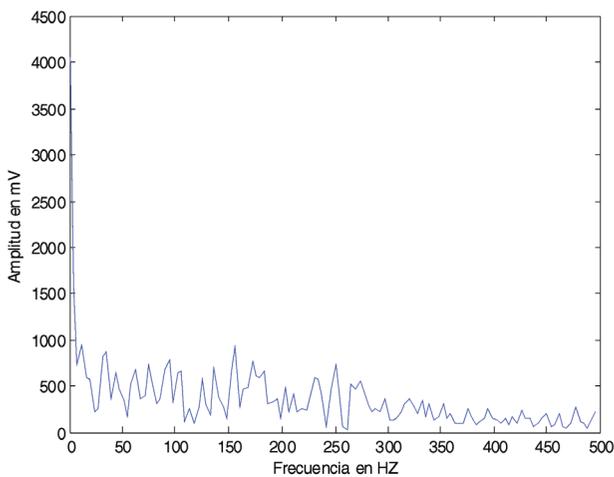


Fig. 12. Representación del espectro de frecuencias de una señal sEMG.

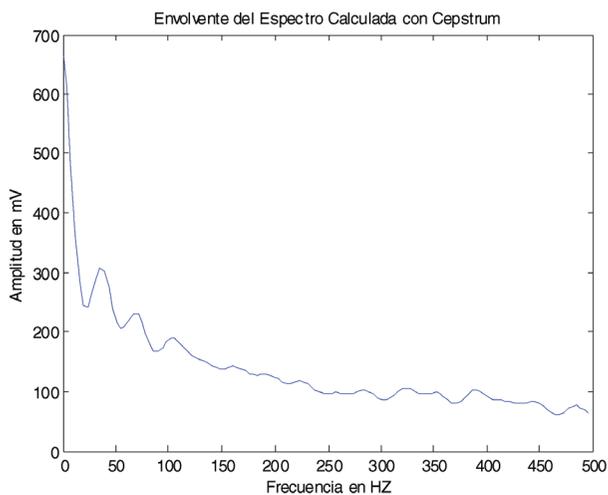


Fig. 13. Representación de la envolvente del espectro de frecuencias de una señal sEMG, calculada usando coeficientes cepstrales.

2.2.7. Algoritmo de estimación de velocidad

La estimación de velocidad se realizó mediante redes neuronales artificiales, de manera independiente a la clasificación del tipo de movimiento. Para ello es indispensable contar con registros tanto de electromiografía del antebrazo como de la velocidad de cada uno de los movimientos, ya que estos son usados para el entrenamiento de la red y su posterior validación.

Para que la red neuronal pudiera estimar la velocidad en los movimientos básicos de la mano, en el proceso de entrenamiento se usaron tanto los registros electromiográficos (canal 1 y canal 2) como de velocidad asociados a cada uno de los movimientos. De esta manera la red neuronal se configuró con dos entradas (canal 1 y 2), y una salida (velocidad estimada por la red). En la Fig. 14 se presenta un diagrama de bloques sencillo de la estructura que entrega la estimación de velocidad por parte de la red neuronal artificial.

2.2.7.1 Estructura básica de la red neuronal usada.

Se escogió una red neuronal NARX (nonlinear autoregressive network with exogenous inputs) con arquitectura en paralelo para representar la relación entre las señales EMG adquiridas de los 23 individuos y sus correspondientes funciones de velocidad asociadas a cada uno de los movimientos básicos de la mano. Su estructura se muestra en la Fig. 15.

Esta arquitectura fue escogida por dos razones específicas: la red de dos capas con una función de activación “tansig” en la capa oculta y una función lineal en la capa de salida, es conocida por ser capaz de caracterizar cualquier relación estática no lineal [17]. Asimismo, el uso de retardos en la señal de entrada (EMG en este caso) permite a la red NARX capturar las propiedades dinámicas.

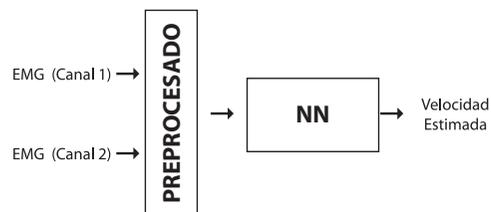


Fig. 14. Estructura básica del algoritmo de estimación de velocidad de los movimientos básicos de la mano, a partir de las señales electromiográficas y usando redes neuronales artificiales.

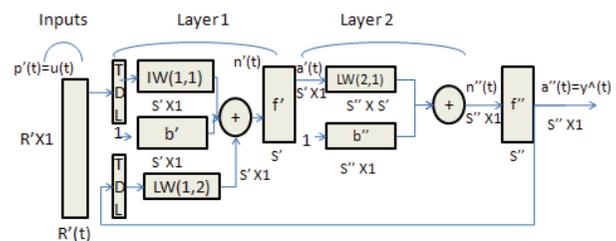


Fig. 15. Diagrama de bloques de la red neuronal artificial NARX usada en este estudio. P'(t) representa el par de entradas (EMG) correspondiente a los dos canales y ŷ(t) la velocidad estimada.

2.2.7.2 Entrenamiento de la red neuronal NARX

La red neuronal NARX, EMG-Velocidad se entrenó usando algoritmos de aprendizaje *backpropagation*. Los registros obtenidos previamente fueron configurados para entrenar una red por movimiento. Es decir; se entrenaron 6 redes neuronales artificiales NARX para estimar cada una de las velocidades asociadas a cada movimiento.

Para cada paciente se tienen 250 secuencias de datos de velocidad y de cada canal de electromiografía. La división de datos para entrenamiento y validación de la red se ajustaron tal como se muestra en la Tabla 2. Este procedimiento se hizo con el fin de realizar la validación por épocas, y así obtener el menor error de estimación de velocidad durante el entrenamiento.

Tabla 2. División de datos de los registros EMG y velocidad obtenidos para entrenamiento y validación de la red neuronal artificial.

	# Personas	Porcentaje	Datos totales EMG	Datos totales velocidad
ENTRENAMIENTO	12 pacientes	≈52 %	24*(250)	12*(250)
VALIDACIÓN	11 pacientes	≈48%	22*(250)	11*(250)

2.2.7.3 Elección de parámetros estructurales de la red neuronal artificial NARX

El número apropiado de capas y de neuronas por capa para la red, así como el número de retardos y su duración total usados para la señal de entrada EMG fueron determinados empíricamente de los datos. Redes de dos y tres capas fueron examinadas, con el número de neuronas por capa variando de 1 a 20. En el anexo C se muestran los resultados obtenidos para redes de 20 neuronas y una red de tres capas 10-10-1. En diferentes sesiones de entrenamiento, el retardo total fue variado de 0 a 625 ms y los intervalos entre los retardos de la señales fue variado de 62,5 a 125 ms. Para cada uno de los movimientos, los resultados de las redes de dos y tres capas fueron similares. Los parámetros adecuados de retardos fueron encontrados con un retardo total de 625 ms y retardo en la señal de entrada (EMG) de 62,5 ms. El número de neuronas en la capa oculta con la que la red presentó mejores resultados fue de 10 neuronas.

III. RESULTADOS

En este capítulo se describen los resultados del algoritmo de estimación de velocidad, así como los resultados de la validación del algoritmo de estimación de velocidad usando redes neuronales artificiales, y finalmente, los resultados generales del estudio.

3.1 Resultados algoritmo de estimación de velocidad

Durante las pruebas los individuos realizaron 6 movimientos distintos (supinación/pronación “movimientos 1 y 2”, flexión/extensión “movimientos 3 y 4”, desviación radio/ulnar “movimientos 5 y 6”) con una secuencia de velocidad-

des (rápido, normal y lento). Las magnitudes de las señales EMG varían considerablemente para los diferentes tipos de movimientos, debido a la actividad muscular necesaria para realizar cada uno de los movimientos. Algunos de los registros de electromiografías y velocidades durante las pruebas experimentales se presentan en las Fig. 16 y Fig. 17.

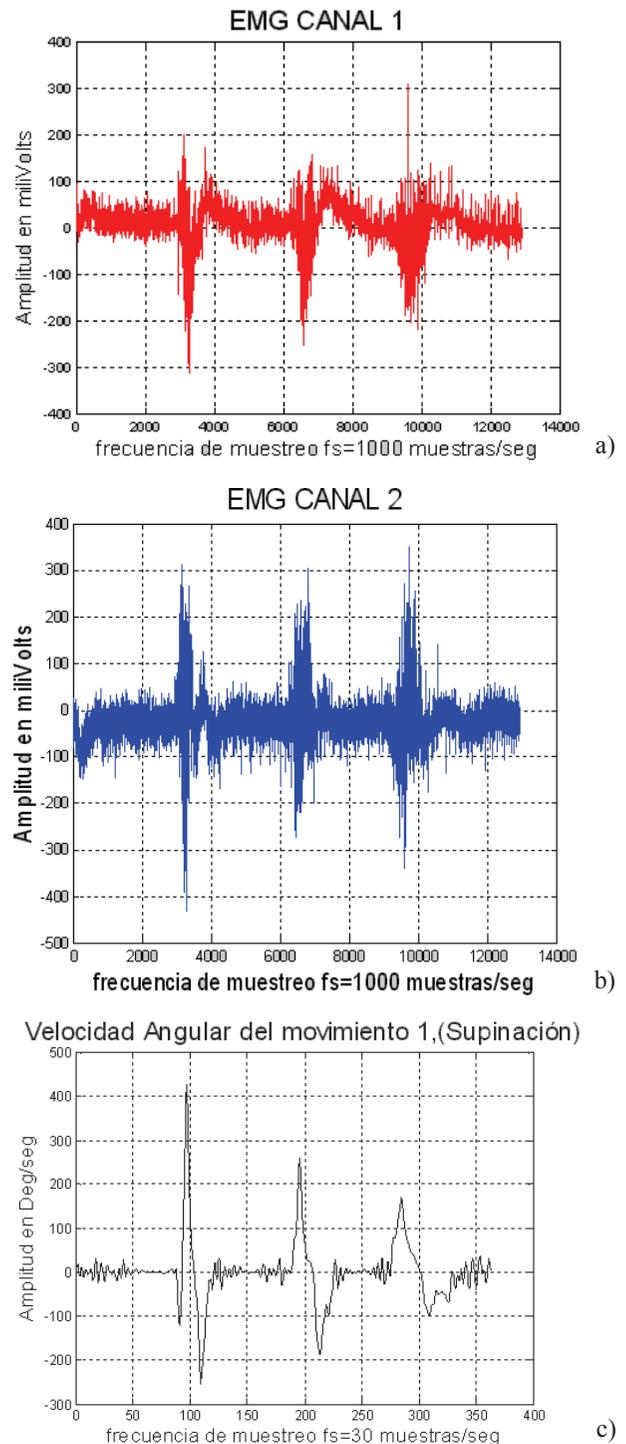


Fig. 16. a) y b) EMG canal 1 y 2 respectivamente. c) Velocidad medida en el movimiento de supinación.

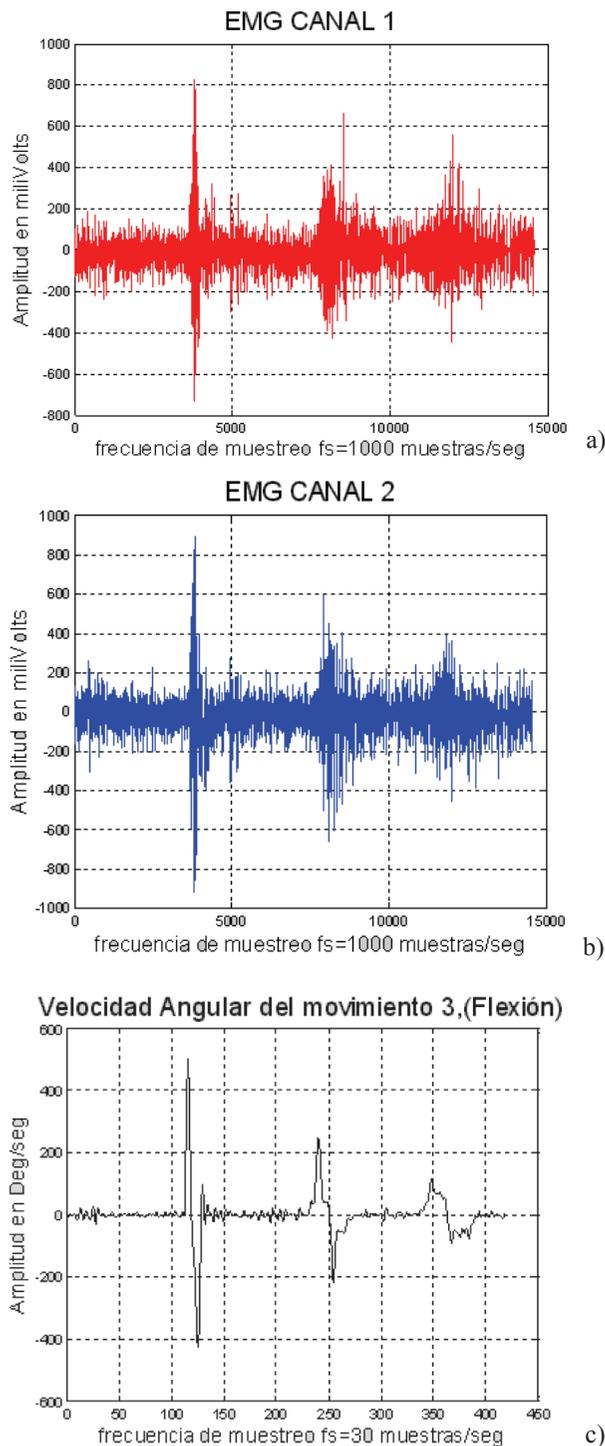


Fig. 17. a) y b) EMG canal 1 y 2 respectivamente. c) Velocidad medida en el movimiento de Flexión.

3.2. Validación numérica del algoritmo de estimación de velocidad usando redes neuronales.

La Fig. 18 muestra la capacidad de la red neuronal (NARX) para estimar la velocidad angular en uno de

los movimientos básicos de la mano (supinación) a partir de las señales electromiográficas (canal 1 y canal 2) correspondientes a dicho movimiento, para una secuencia de velocidades rápida, normal y lenta.

Adicionalmente, la figura presenta una comparación de los resultados obtenidos con la red neuronal escogida y otras arquitecturas entrenadas para el mismo propósito así como los resultados de realizar la extracción de características con el cepstrum.

Aunque de la Tabla 3 se ve que los errores promedio son relativamente bajos, de la Fig 18 se pueden ver amplias diferencias en la forma de la velocidad estimada respecto a la velocidad medida. Lo anterior se puede deber al ajuste de los retardos aplicados a la red NARX. Para trabajos futuros se puede realizar un estudio comparativo en el desempeño de la red NARX para esta aplicación, variando (con una resolución más alta) los retardos introducidos a dicha red.

La Tabla 3 presenta el resumen del error RMS promedio para cada uno de los movimientos básicos de la mano como resultado de evaluar la respuesta de la red neuronal artificial NARX con los registros electromiográficos de 11 de los 23 pacientes de la base de datos. La tabla presenta el promedio de los errores absolutos, el promedio de la velocidad en 11 individuos (correspondientes al grupo de validación) y el error relativo total, calculado dividiendo el error absoluto promedio en la velocidad promedio. La velocidad promedio fue calculada hallando la diferencia entre el valor máximo y mínimo de la función de velocidad, para cada uno de los individuos y luego calculando el promedio del total de los pacientes.

Tabla 3. Errores RMS promedio de las velocidades estimadas por la red NARX para cada uno de los movimientos básicos de la mano en 11 pacientes.

Tipo de movimiento	Error absoluto de velocidad RMS promedio (RPM)	Desviación Estándar (RPM)	Velocidad promedio (RPM)	Error Relativo de velocidad (%)
Supinación	1,224	0,282	16,111	7,7 %
Pronación	1,384	0,381	15,521	8,9 %
Extensión	1,122	0,3	12,802	8,76 %
Flexión	1,166	0,239	11,216	10,4 %
Desviación radial	0,567	0,149	6,631	8,54 %
Desviación ulnar	0,433	0,111	5,216	8,34 %

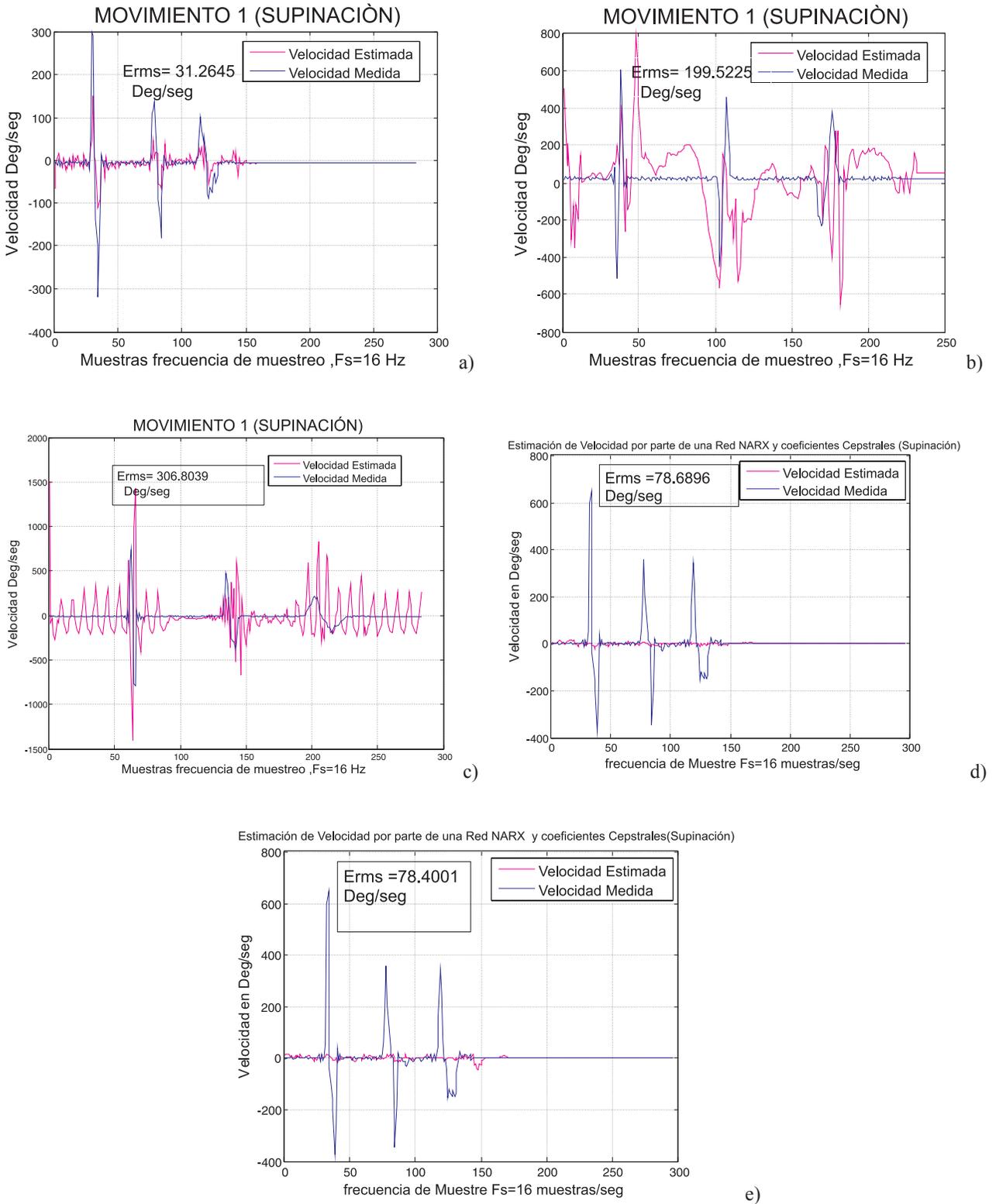


Fig. 18. Características de las diversas topologías de redes neuronales entrenadas, para estimar la velocidad del movimiento 1 (supinación). a) Estimación de la velocidad por parte de la red NARX. b) Estimación de la velocidad realizada por una red neuronal con retardos entre capas (DDTNN). c) Estimación de la velocidad realizada con una red neuronal con un lazo de realimentación entre capas (LRN). d) Estimación de la velocidad usando NARX y extracción de características con valores RMS de los coeficientes cepstrales. e) Estimación de velocidad usando NARX y extracción de características con valor promedio de los coeficientes cepstrales.

3.3. Comparación de tres topologías de redes neuronales

En la Tabla 3 se presentan los resultados de validación (con los datos de los 11 pacientes que no estuvieron presentes en el proceso de entrenamiento) obtenidos por distintas redes neuronales entrenadas para el mismo fin.

Tabla 4. Resultados obtenidos con dos arquitecturas de redes neuronales dinámicas de características distintas a la NARX.

MOVIMIENTO I SUPINACIÓN	Error Absoluto de Velocidad RMS Promedio (RPM)	Desviación Estándar (RPM)	Velocidad Promedio Medida (RPM)	Error Relativo de Velocidad (%)
Red con retardos entre capas (DDTNN)	2,387	1,016	16,111	14,82 %
Red con lazo de Realimentación entre capas (LRN)	2,353	0,801	16,111	14,6 %
Red NARX Cesptrum (Rms)	2,106	1,381	16,111	13,07 %
Red NARX Cesptrum (Prom)	2,119	1,379	16,111	13,15 %

Con el fin de revisar para qué velocidad se ajustaba mejor la red neuronal artificial, se realizó un entrenamiento adicional sólo con parte del registro de los 23 pacientes sanos donde se realizaba el movimiento a una sola velocidad. En la Fig. 19a y 19c se muestran los resultados obtenidos al

representar la red neuronal, con registros electromiográficos de validación. Asimismo, en la Fig. 19b y 19d se presentan los valores normalizados, tanto de la velocidad medida como de la velocidad estimada con el fin de obtener el error en la forma de la velocidad estimada con respecto a la velocidad medida.

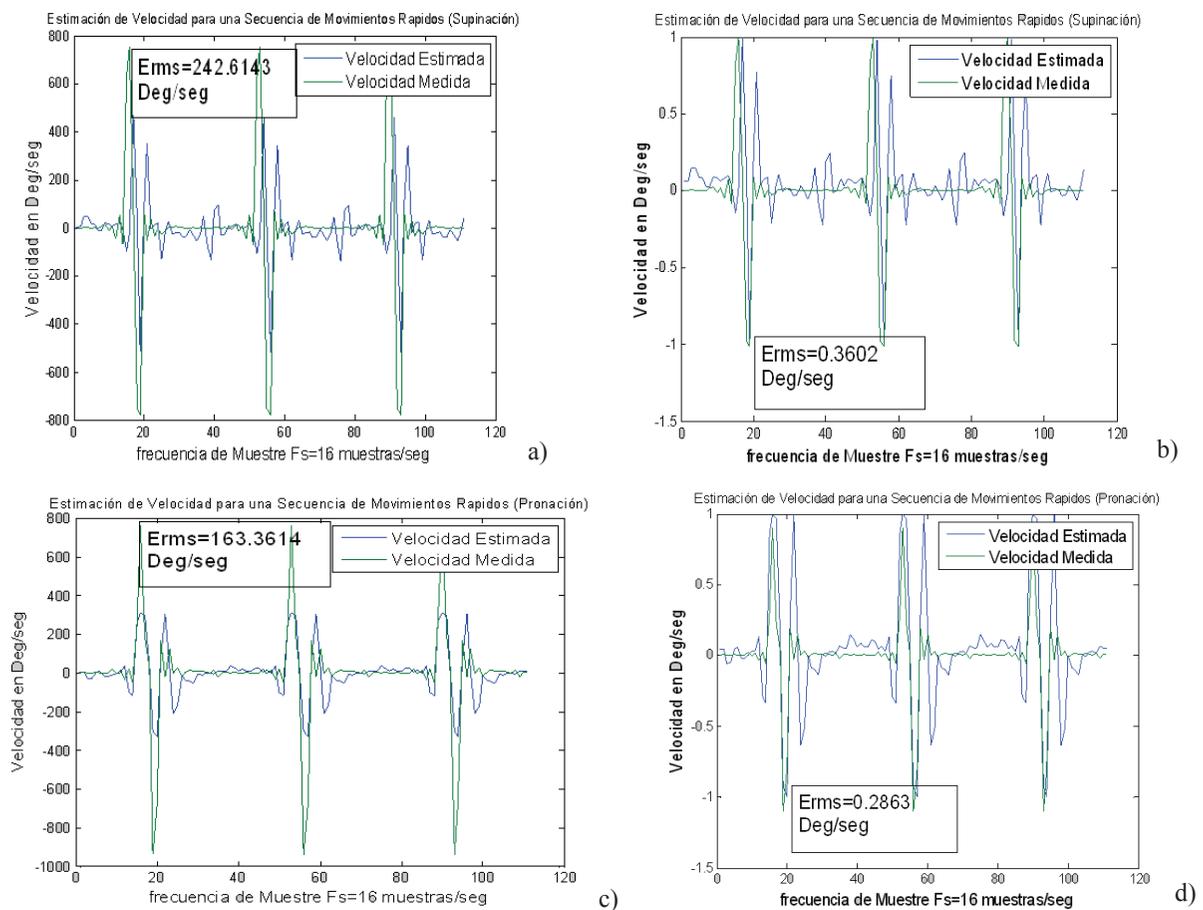


Fig. 19. Resultados obtenidos por la red neuronal NARX al estimar una secuencia de velocidades rápidas para dos tipos de movimientos. a) Velocidad estimada por la red neuronal NARX para una secuencia de movimientos rápidos, haciendo supinación. b) Error de forma en la estimación de la velocidad por parte de la Red Neuronal NARX. c-d) Velocidad estimada y error de forma para una secuencia de movimientos rápidos durante pronación.

En la Tabla 5 se presentan los errores obtenidos en la estimación de velocidad con una red neuronal artificial NARX a partir de registros de movimientos a una sola velocidad (rápido, normal o lento). Es importante agregar que la estimación de velocidad para el movimiento de flexión presentó un error mayor que los demás movimientos (Tabla 5). Esto puede deberse a que en la condición de reposo (no movimiento) también se percibe actividad electromiográfica producto del esfuerzo por mantener dicha condición. Cabe resaltar que las mediciones entre pacientes para distintas velocidades no son dispersas (ver Tabla 1), con lo cual se puede afirmar que no obstante la diferencia de velocidades en cada clase (rápido normal y lento) entre pacientes no es una fuente de error apreciable en los resultados obtenidos de la estimación con redes neuronales.

Tabla 5. Errores RMS promedio de las velocidades estimadas por la red NARX para secuencias de velocidades rápidas, normales y lentas; errores RMS absoluto, promedio, desviación estándar y velocidad promedio.

Movimiento	Velocidad	Error absoluto de velocidad RMS promedio (RPM)	Desviación Estándar en (RPM)	Velocidad promedio (RPM)	Error Relativo de velocidad (%)
Supinación	RÁPIDO	2,879	0,634	16,022	17,97 %
	NORMAL	1,499	0,315	8,671	17,29 %
	LENTO	1,004	0,089	5,908	17 %
Pronación	RÁPIDO	2,620	0,759	15,573	16,82 %
	NORMAL	1,605	0,332	9,325	17,21 %
	LENTO	1,075	0,297	6,166	17,43 %
Extensión	RÁPIDO	2,621	0,514	14,109	18,58 %
	NORMAL	1,538	0,276	7,71	19,79 %
	LENTO	0,882	0,286	4,521	19,51 %
Flexión	RÁPIDO	2,475	0,905	11,620	21,3 %
	NORMAL	1,509	0,397	7,483	21,29 %
	LENTO	1,005	0,314	5,278	19,04 %
Desviación Radial	RÁPIDO	1,284	0,508	6,486	19,8 %
	NORMAL	0,704	0,146	3,901	18,05 %
	LENTO	0,393	0,134	2,224	17,67 %
Desviación Ulnar	RÁPIDO	0,841	0,194	5,468	15,38 %
	NORMAL	0,593	0,106	3,578	16,57 %
	LENTO	0,344	0,064	2,060	16,69%

V. CONCLUSIÓN

En este artículo se ha presentado el desarrollo de un algoritmo y sus resultados para la estimación de la velocidad con que se realizan los movimientos básicos de la mano a partir del sensado de señales sEMG. Se observó que esto es posible con un error relativamente bajo (Tabla

3) al usar redes neuronales artificiales dinámicas, para que el algoritmo, en un futuro, sea capaz de estimar en línea al adquirir señales en tiempo real.

Al aplicar tres diferentes niveles de velocidad (rápido, normal y lento) de un determinado movimiento básico de la mano, la estimación de ésta mediante una Red Neuronal Artificial NARX se logró con aproximadamente igual porcentaje de acierto (Tabla 4). No obstante, en movimientos lentos, la función de velocidad se puede aproximar de una manera más adecuada teniendo como referente el error relativo consignado en la Tabla 4.

Tres clases de redes neuronales artificiales fueron probadas siendo las redes NARX aquellas que produjeron un mejor resultado respecto al error relativo. Sin embargo, es importante resaltar que aunque la diferencia en los errores relativos no es tan significativa entre las tres topologías de redes neuronales entrenadas, sí presentan una diferencia apreciable (de manera cualitativa) en la forma de la señal de la velocidad estimada (ver Fig. 19b y 19d), respecto a la velocidad medida.

Finalmente, en este artículo se ha propuesto un procedimiento para medir la velocidad angular de la mano en cada movimiento con un error promedio de 1.9 %, usando procesamiento de imágenes. Así mismo, se probó un algoritmo para la estimación de la velocidad tomando como referente las señales electromiográficas superficiales obtenidas en el tercio proximal del antebrazo y su posterior inclusión como entrada a una red neuronal tipo NARX. Esto puede servir como punto de comparación para estudios posteriores en donde se desee obtener modelos dinámicos (función de transferencia) que relacionen las señales electromiográficas del antebrazo con los perfiles de velocidad alcanzados en cada tipo de movimiento. A su vez, en este estudio el modelo de red neuronal fue entrenado para ser generalizado; es decir, la red se entrenó con aproximadamente datos de la mitad de los pacientes y se validó con los pacientes restantes.

REFERENCIAS

- [1]. Farry K., Walker I., Baraniuk R. Myoelectric Teleoperation of a Complex Robotic Hand. *IEEE Transaction on Robotic and Automation*, 12, 775-778, 1996.
- [2]. Lei M., Wang Z. The Study Advances and Prospects of Processing Surface EMG Signal in Prosthesis Control. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 25 156-160, 2001.
- [3]. Graupe D. EMG pattern analysis for patient-responsive control of FES in paraplegics for walker-supported walking. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 36, 711-719, 1989.
- [4]. Englehart K., Hudgin B., Parker P.A. A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 48, 302-311, 2001.

- [5]. Jorgensen C., Wheeler K., Stepniewski S. Bioelectric control of a 757 class high fidelity aircraft simulation. *Proceedings of the World Automation Congress*, Maui, Hawaii, June 2000.
- [6]. Arthur T.C., Robert, F. K.. EMG-Based Prediction of Shoulder and Elbow Kinematics in Able-Bodied and Spinal Cord Injured Individuals. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8, 471-780, 2000.
- [7]. Kang W-J., Shiu J-R., Cheng C-K., Lai J-S., Tsao H-W., Kuo T-S. The application of cepstral coefficients and maximum likelihood method in EMG pattern recognition. *IEEE Transactions on Biological Engineering*, 42, 777-785, 1995.
- [8]. Kangl W-J., Shi J-R., Cheng C-K., Lai J-S., Tsao H-W., Kuo T-S. Cepstral Coefficients as the New Features for Electromyographic (EMG) Pattern Recognition. *Engineering in Medicine and Biology Society, 1993. Proceedings of the 15th Annual International Conference of the IEEE*, 1993.
- [9]. Franco J.F., Suárez, E.G. Reconocimiento de patrones de movimiento del sistema fisiológico brazo-antebrazo, a partir de señales electromiográficas. Tesis de grado. Ingenieros Electrónicos, Universidad Tecnológica de Pereira, 2004.
- [10]. Vargas F., Navarro J. Diseño de una Interfaz Electrónica para el Reconocimiento de Patrones EMG para prótesis de mano. Tesis de grado, Ingenieros Electrónicos, Universidad Industrial de Santander, 2008.
- [11]. Ju K., Itakura N., Iguchi Y., Minamitani H. Functional analysis of nonstationary EMG signals during a quick movement. *Images of the Twenty-First Century. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. November 1989.
- [12]. De Luca C.J. The use of surface electromyography in biomechanics. *Journal of Applied Biomechanics*, 13, 135-163, 1997.
- [13]. European Recommendations for Surface ElectroMyoGraphy. SENIAM, 2010. Consultado el 1 de diciembre de 2010 en: <http://seniam.org>
- [14]. The International Society For the Advancement of Kinanthropometry , International Standards for Anthropometric Assesment,. Ed. National Library of Australia, 2001 Capítulos 1; 3, 1-17, 49-53.
- [15]. Frankel V., Nordin M. Biomecánica Básica del Sistema Musculo-esquelético. Ed. McGraw-Hill Interamericana, 2004. Capítulos 13;14, 352-359, 370-390.
- [16]. Montgomery D. Design an analysis of experiments. Ed. Wiley, 2005. Capítulos: 1;7;9,2-27,238-278,345-367.
- [17]. Demuth H., Beale M. Matlab Neural Network Toolbox. The Math Works Inc., 1996. Capitulo 4, 2-38.

ANEXOS

*Anexo A. Características más relevantes del módulo usado para la toma de registros electromiográficos***Tabla 1.** Características más relevantes del sistema de adquisición de datos ML880 PowerLab. Fuente: Datasheet ML880 PowerLab. ADInstruments.

Maximum input voltage:	±15 V
Input impedance:	~ 1 M Ω 100pF
Low-pass filters:	1 Hz to 1 kHz in 2:5:10 steps; 2 kHz, 25 kHz
Input coupling:	DC or 0.15 Hz (software-selectable)
Frequency response (-3 dB):	25 kHz on 10 V range
DC drift:	Software corrected
CMRR:	100 dB @ 100 Hz (differential mode, 100 mV – 2 mV range)

Tabla 2. Características más relevantes del acondicionador de señal MI135 Dual Bio Amp. Fuente: Datasheet MI135 Dual Bio Amp. ADInstruments.

Amplification ranges:	±5 μV to ±100 mV full scale in 14 steps
(Combined PowerLab and Bio Amp)	±(100, 50, 20, 10, 5, 2, 1, 0.5, 0.2, 0.1, 0.05, 0.02, 0.01, 0.005) [mV]
Gain accuracy:	±1% all ranges
Non-linearity:	<0.1% within range
Noise at various bandwidths:	
• 1 Hz to 5 kHz:	<1.3 μ Vrms (< 8 μ V p-p)
• 0.3 Hz to 1 kHz:	<0.6 μ Vrms
• 0.1 Hz to 100 Hz:	<0.35 μ Vrms (@ 200 samples/second)
IMRR (isolation mode):	>135 dB (to true earth, 50 to 100 Hz)
CMRR (common mode):	85 dB (typical) @ 60 Hz
Input leakage current:	<3 μ Arms @ 240V, 50 Hz <2 μ Arms @ 120V, 60 Hz
DC blocking:	±1 V
Baseline restoration:	Automatic or manual

Anexo B. Especificaciones de escala del foto-tacómetro Extech Instruments modelo 461893

Tabla 3. Especificaciones de escala del instrumento patrón. Fuente: Manual del Usuario, Extech Instruments. Model 461893 Ver. 1.3 Oct. 2002

MEDIDAS	ESCALA	RESOLUCIÓN	PRESICIÓN
RPM	5 a 99,9 RPM	0,1 RPM	$\pm(0.05\% + 1$ dígitos)
	1,000 a 99,999 RPM	1 RPM	$\pm(0.05\% + 1$ dígitos)

Anexo C. Estimación de velocidad en redes neuronales de 2 y 3 capas

Tabla 4. Error RMS y Error relativo para redes con distintas capas

MOVIMIENTO 1 SUPINACIÓN velocidad %/seg	Error RMS Promedio	Rango Promedio	Error Relativo Promedio
Red con 2 capas 20 neuronas	92,6377 \pm 20,4347	966,6098	9,5838 %
Red 3 capas con 10-10-1	88,6674 \pm 17,4138	966,6098	9,1730 %

1 Doctor Carlos Conde, MD., Dr.Sc. Neurofisiología, Director grupo de investigación Neurociencias y Comportamiento, UIS.