



**ESTIMACIÓN DE LA VELOCIDAD DE LOS MOVIMIENTOS BÁSICOS DE LA  
MANO, A PARTIR DE LAS SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS Y USANDO  
REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

**Por:**

**EUSEBIO DELGADO VELOSA  
EDINSON ANDRÉS CORDERO CARDOZO**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE  
TELECOMUNICACIONES  
BUCARAMANGA  
2010**



**ESTIMACIÓN DE LA VELOCIDAD DE LOS MOVIMIENTOS BÁSICOS DE LA  
MANO, A PARTIR DE LAS SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS Y USANDO  
REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

**EUSEBIO DELGADO VELOSA  
EDINSON ANDRÉS CORDERO CARDOZO**

Trabajo de Grado presentado como Requisito para optar al Título de  
Ingeniero Electrónico

Director:

**Ph D. RODOLFO VILLAMIZAR MEJÍA**

Codirector:

**Ing. CAMILO LEONARDO SANDOVAL**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAÑICAS  
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE  
TELECOMUNICACIONES  
BUCARAMANGA**

**2010**



## DEDICATORIA

*Dedico este trabajo a toda mi familia en especial a mi abuela Azucena por su constante apoyo y fe en mí.*

*Eusebio Delgado Velosa*

*Por su infinita lucha para hacer posible la realización de esta etapa de mi vida, agradezco a mi madre Martha Cardozo; y a mi abuela Carmen Cardozo que por su fortaleza y humildad se ha convertido en un motivo para cumplir todos mis propósitos.*

*Edinson Andrés Cordero Cardozo.*



## **AGRADECIMIENTOS**

Agradecemos a cada una de las personas que contribuyeron de forma directa en el desarrollo de este proyecto, al Profesor Rodolfo Villamizar, Camilo Sandoval, y Carlos Conde, coordinador del grupo de Investigación en Neurociencias de la Facultad de Salud de la Universidad Industrial de Santander,

De manera especial a los compañeros que con sus aportes y sugerencias participaron en la elaboración de este trabajo, entre ellos se destacan, Sergio Reyes y Julio Acevedo.

## CONTENIDO

	Pág.
I. INTRODUCCIÓN	1
II. MARCO CONCEPTUAL	1
<i>A. Electromiografía (EMG)</i>	1
<i>B. Biomecánica Movimientos básicos de la mano</i>	2
III. PLANTEAMIENTO GENERAL DEL PROBLEMA	2
IV. MODELO FUNCIONAL DE LABORATORIO	3
<i>A. Sensado de EMG</i>	3
<i>B. Sensado de Velocidad</i>	3
<i>B.1 Algoritmo de Medición de Velocidad</i>	4
<i>B.2 Validación del Sistema de Medición de Velocidad</i>	5
V. DISEÑO DEL EXPERIMENTO Y ADQUISICIÓN DE DATOS	6
<i>A. Población de Estudio</i>	6
<i>B. Movimientos Realizados</i>	6
<i>C. Adquisición de los Datos de Velocidad y Electromiografía</i>	6
<i>D. Procesamiento de Datos</i>	6
<i>E. Resultados Experimentales</i>	7
VI. ALGORITMO DE ESTIMACIÓN DE VELOCIDAD	7
<i>A. Estructura Básica de la Red Neuronal NARX</i>	8
<i>B. Entrenamiento de la Red Neuronal NARX</i>	8
<i>B.1 Elección de Parámetros Estructurales de la Red Neuronal Artificial NARX</i>	8
<i>C. Validación Numérica</i>	8



VIII CONCLUSIONES	11
REFERENCIAS	11
ANEXOS	12

## LISTA DE TABLAS

	<b>Pág.</b>
Tabla 1. División de datos de los registros emg y velocidad obtenidos para entrenamiento y validación de la red neuronal artificial	8
Tabla 2. Errores rms promedio de las velocidades estimadas por la red narx, para cada uno de los movimientos básicos de la mano en 11 pacientes	9
Tabla 3. Resultados obtenidos con dos arquitecturas de redes neuronales dinámicas de características distintas a la Narx	10
Tabla 4. Errores rms promedio de las velocidades estimadas por la red narx, para secuencias de velocidades, rapidas, normales y lentas	11

## LISTA DE FIGURAS

	<b>Pág.</b>
Figura 1. Representación grafica de los movimientos de la mano	2
Figura 2. Región posterior del antebrazo	3
Figura 3. Región anterior del antebrazo	3
Figura 4. Posición de los marcadores (Leds) sobre la mano para la medición de velocidad	4
Figura 5. Posición de los marcadores (Leds) para dos fotogramas consecutivos	4
Figura 6. Representación gráfica de dos fotogramas consecutivos	4
Figura 7. Diagrama de flujo del algoritmo de medición de velocidad	5
Figura 8. Velocidad Angular (a); Desplazamiento Angular (b).	5
Figura 9. Montaje usado para la validación del sistema de medición de velocidad	5
Figura 10. Las barras verticales a lo largo de la recta representan el error relativo en ese punto	6
Figura 11. Transformada de Fourier de una señal EMG.	6
Figura 12. Registros EMG y velocidad del movimiento 1 (Supinación)	7
Figura 13. Registros EMG y velocidad del movimiento 3 (Extención)	7
Figura 14. Estructura Básica del algoritmo de estimación de velocidad de los movimientos básicos de la mano	8
Figura 15. Diagrama de bloques de la red neuronal artificial NARX	8
Figura 16. Característica de las diversas topologías de redes neuronales entrenadas, para estimar la velocidad del movimiento 1 (supinación)	9
Figura 17. Resultados obtenidos por la red neuronal NARX al estimar una secuencia de velocidades rápidas, para dos tipos de movimientos.	10

## LISTA DE ANEXOS

	<b>Pág.</b>
Anexo A. Características más Relevantes del Módulo usado para la Toma de Registros Electromiográficos	12
Anexo B. Especificaciones de Escala del Fototacometro Extech Instruments Modelo 461893	12
Anexo C. Estimación de Velocidad en Redes Neuronales de 2 y 3 Capas	12

## RESUMEN

**TÍTULO:** ESTIMACION DE LA VELOCIDAD DE LOS MOVIMIENTOS BÁSICOS DE LA MANO, A PARTIR DE LAS SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS Y USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES<sup>†</sup>

**AUTORES:** Eusebio Delgado Velosa, Edinson Andrés Cordero Cardozo,<sup>‡</sup>

**PALABRAS CLAVES:** Electromiografía (EMG), Estimación de velocidad, Redes Neuronales artificiales (RNA), Prótesis de brazo.

En éste artículo se presenta el desarrollo de un algoritmo capaz de estimar la velocidad de los movimientos básicos de la mano a partir del sensado de la actividad electromiográfica del antebrazo, haciendo uso de redes neuronales artificiales. Inicialmente se presentan conceptos teóricos relacionados con electromiografía; en seguida se da a conocer un modelo funcional de laboratorio y su respectiva validación experimental, en el que se especifican cada una de las etapas llevadas a cabo en este proyecto, seguidamente se da a conocer el resultado del entrenamiento de diversas topologías de redes neuronales artificiales dinámicas y se hace una comparación de los errores de estimación obtenidos con cada una de ellas, con el fin de concretar cual de las topologías usadas es la más apropiada para la estimación de velocidad. Adicionalmente se tabulan los resultados obtenidos para el movimiento 1 (supinación), al presentarle a las topologías de redes neuronales entrenadas un par de registros (de velocidad y electromiografías) desconocidos por la red, es decir; que no fueron usados en el proceso de entrenamiento. Finalmente se realizó un set de entrenamiento adicional para la red neuronal escogida con el fin de determinar si presentaba diferencias significativas en la estimación de los movimientos realizados en secuencias a una misma velocidad.

---

<sup>†</sup> Trabajo de grado desarrollado en la modalidad de investigación.

<sup>‡</sup> Facultad de ingenierías Físico-Mecánicas, Escuela de Ingenierías Eléctrica Electrónica y Telecomunicaciones. Director: PhD. Rodolfo Villamizar Mejía. Co-director: Ing. Camilo Leonardo Sandoval.



## ABSTRACT

**TITLE:** ESTIMACIÓN DE LA VELOCIDAD DE LOS MOVIMIENTOS BÁSICOS DE LA MANO, A PARTIR DE LAS SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS Y USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES<sup>†</sup>

**AUTHOR:** Eusebio Delgado Velosa, Edinson Andrés Cordero Cardozo,<sup>‡</sup>

**KEYWORDS:** Electromyography (EMG), speed estimation, artificial neural networks (ANN), arm prosthesis.

This paper it present the development of an algorithm to estimate the speed of the basic movements of the hand from sensing the electromyographic activity of the forearm, using artificial neural networks. Initially present theoretical concepts related to electromyography; then shows a functional model and its respective laboratory experimental validation, which specifies each of the steps taken in this project, continually shows the result training of various dynamic neural network topologies and makes a comparison of estimation errors obtained with each of them, with a goal to determining which of the topologies used is most appropriate for estimating speed. Additionally, the results are tabulated for movement 1 (supination), from the topologies of neural networks trained with a couple of records (speed and electromyography) unknown to the network, ie, that were not used in the training process. Finally, it perform additional training set for neural network chosen, in order to determine whether differ significantly in the estimation of movements performed in sequences at the same speed.

---

<sup>†</sup> Final undergraduate Project developed in the research modality.

<sup>‡</sup> Physics Mechanical Engineering Faculty. Electric, Electronic and Telecommunications School. Director: PhD. Rodolfo Villamizar Mejía. Co-Director: Ing. Camilo Leonardo Sandoval.

# Estimación de la Velocidad de los Movimientos Básicos de la Mano, a Partir de las Señales Electromiográficas y usando Redes Neuronales Artificiales

Delgado V. Eusebio, Cordero C. Andrés, Sandoval R. Camilo, Villamizar Mejía. Rodolfo

**Resumen**—En éste artículo se presenta el desarrollo de un algoritmo capaz de estimar la velocidad de los movimientos básicos de la mano a partir del sensado de la actividad electromiográfica del antebrazo, haciendo uso de redes neuronales artificiales. Inicialmente se presentan conceptos teóricos relacionados con electromiografía; en seguida se da a conocer un modelo funcional de laboratorio y su respectiva validación experimental, en el que se especifican cada una de las etapas llevadas a cabo en este proyecto, seguidamente se da a conocer el resultado del entrenamiento de diversas topologías de redes neuronales artificiales dinámicas y sus características más importantes y por último, se hace una comparación entre los resultados obtenidos con cada una de las redes neuronales, con el fin de concretar cual de las topologías usadas es la más apropiada para la estimación de velocidad.

**Palabras Claves**— Electromiografía (EMG), Estimación de velocidad, Redes Neuronales artificiales (RNA), Prótesis de brazo.

**Abstract** — This paper presents an algorithm developed to estimate velocity produced in hand basic movements, by sensing electromyography activity at the forearm, based on artificial neural networks. Initially, theoretical concepts related to electromyography are presented; Then, a laboratory functional model to record signals and experiment design are presented. Here, each step undertaken is explained. Training results for several dynamic neural network topologies and its most important characteristics are discussed. Finally, a comparison between results obtained for each neural networks are compared in order to determinate the most appropriate topology for velocity estimation.

**Keywords**—Electromyography (EMG), speed estimation, artificial neural networks (ANN), arm prosthesis.

## I. INTRODUCCIÓN

Los avances tecnológicos orientados al desarrollo de sistemas protésicos inteligentes son cada vez más numerosos [2], [3], [4] y [5]. Esto se debe en gran parte al estudio de las características más relevantes de las señales producidas por la contracción y relajación muscular (EMG). Sin embargo, el propósito de estos estudios ha sido enfocado a la predicción del tipo de movimiento realizado y no de las variables asociadas a este, tales como fuerza y velocidad.

Por esta razón, en este artículo se presenta una propuesta de estimación de la variable velocidad de los movimientos básicos de la mano, con el fin de mejorar el diseño e

implementación de prótesis mioeléctricas. La propuesta se realizó por etapas. En primera instancia, se realizó un modelo funcional de laboratorio, en el que se llevo a cabo el sensado y registro tanto de señales electromiográficas como de velocidad; en seguida, se generó una base de datos de registros EMG del antebrazo y de velocidad del movimiento, con un determinado número de pacientes sanos. Esta base de datos permitió el entrenamiento de diversas topologías de redes neuronales artificiales con el fin de comparar resultados de cada una de ellas, y seleccionar la que mejor se ajustará al propósito de estimación de velocidad.

Dada la importancia de disponer de información adecuada de la dinámica de cada uno de los movimientos básicos de la mano, se utilizó para la medición de velocidad un procesamiento de imágenes dada la nula intrusividad en el paciente. Adicionalmente se tuvo en cuenta, un protocolo para la correcta toma de registros tanto de velocidad como de señales electromiográficas.

## II. MARCO CONCEPTUAL

### A. Electromiografía (EMG)

Los potenciales eléctricos asociados a la actividad muscular constituyen un electromiograma. Estos potenciales pueden ser medidos en la superficie de la piel cerca del musculo de interés o directamente en el musculo insertando un electrodo de aguja dentro de la piel. Los electrodos EMG recogen todos los potenciales de los músculos dentro de su alcance, esto significa que, los potenciales de los músculos cercanos pueden interferir con los intentos de medir señales en los músculos pequeños aun cuando los electrodos se coloquen directamente sobre estos. La amplitud de estas formas de onda es la suma instantánea de todos los potenciales generados en un instante determinado, dado que, los potenciales de acción se generan tanto con polaridad positiva como negativa en un par de electrodos determinado a veces se adicionan y a veces se cancelan. De este modo, estas señales se parecen a ruido aleatorio siendo la energía de la señal función de la cantidad de actividad muscular. Las principales características de esta señal son:

- La señal es de naturaleza estocástica y puede ser representada por una función de distribución gaussiana.
- La amplitud de la señal esta en el rango de 10 mV pico.

- La energía útil de la señal se encuentra en el rango de 0-500 Hz [11], [12], [6].

**Procesamiento Cepstral**

La función Cepstrum está definida como la transformada inversa del logaritmo del espectro de potencia de la señal. La idea central de este procesamiento es separar la señal de excitación del filtro, del filtro mediante el procedimiento descrito a continuación.

Un sistema lineal que tiene como entrada una señal  $e[n]$  y una función del filtro  $h[n]$  con salida  $x[n]$  como se muestra a continuación. [9]

La idea es convertir la convolución

$$x[n] = e[n] * h[n] \quad (1)$$

En una suma

$$\hat{x}[n] = \hat{e}[n] + \hat{h}[n] \quad (2)$$

El cepstrum de una señal digital  $\hat{x}[n]$  esta definido:

$$\hat{x}[n] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \ln|X(e^{j\omega})| e^{j\omega n} d\omega \quad (3)$$

El análisis de  $\hat{x}[n]$  nos permitirá conocer información de la señal parte baja del los coeficientes ceptrales y la información del filtro parte alta.

**B. Biomecánica Movimientos básicos de la mano**

La posición de referencia para la medición de la amplitud de los movimientos, se da cuando el eje de la mano, materializado por el tercer metacarpiano y el tercer dedo, está situado en la prolongación del eje del antebrazo. La posición neutra es aquella en que la mano está al mismo nivel que el antebrazo. Los movimientos de la muñeca se efectúan en torno a dos ejes: un eje transversal comprendido en un plano frontal (condiciona los movimientos de flexo-extensión); y un eje antero posterior, comprendido en un plano sagital (condiciona los movimientos desviación radial y desviación cubital).

La flexo extensión se realiza moviendo los dedos de la mano hacia la parte superior e inferior de la posición neutra, siendo mayor la extensión con una amplitud de aproximadamente 80°, la desviación cubital y radial se hace moviendo la mano con la muñeca doblada hacia el dedo meñique y hacia el dedo pulgar respectivamente, siendo mayor la desviación cubital que la radial, debido a la longitud menor de la apófisis estiloides del cúbito.

La prono-supinación es el movimiento de rotación del antebrazo en torno a su eje longitudinal, para lo cual es necesaria la intervención de la asociación mecánica de dos articulaciones: la radio cubital superior y la radio cubital inferior.

La prono-supinación es un movimiento completo, tan específico, que engloba articulaciones distantes y no es del

codo ni del carpo, sino del antebrazo y se lleva a cabo a través de la integridad de la articulación húmero cubital, de la membrana interósea, de la articulación radio cubital distal, del fibrocartilago triangular y gracias a la especial forma del cúbito (recta) y el radio (curvada). En la supinación intervienen el supinador corto y el bíceps; en la pronación actúan el pronador cuadrado y el pronador redondo [14].

En la figura 1 se muestra el esquema de todos los movimientos básicos de la mano.

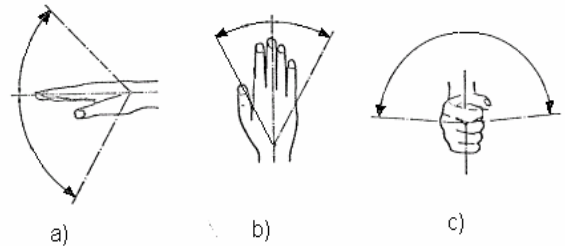


Figura 1. a Representación grafica de los movimientos Flexo/extensión, b ) representación gráfica de los movimientos desviación radial/lunar y c) representación gráfica de los movimientos desviación pronosupinación. Fuente: Autores.

**III. PLANTEAMIENTO GENERAL DEL PROBLEMA**

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 con discapacidades [3].

Por esta razón, los estudios realizados en este campo son cada vez más numerosos [2], [3], [4], [5], [8] y mejores en cuanto a beneficios se refiere, aumentando sus capacidades como son, la velocidad de procesamiento y su nivel de inteligencia, lo que se ha conseguido con diversas técnicas de extracción de características EMG, tales como la transformada Wavelets [4], coeficientes cepstrales [10], entre otras [11] y empleando sistemas basados en inteligencia artificial, maquinas de soporte vectorial [6], modelos ocultos de Markov [5], entre otras.

Sin embargo, la obtención de patrones para el control de prótesis es aún incompleta ya que mayoría de investigaciones se han enfocado a la clasificación del tipo de movimiento y no a la estimación de variables asociadas al mismo [6]. En este sentido, la funcionalidad de la prótesis se ve reducida debido al gran esfuerzo que deberá realizar un paciente para ejercer control sobre ella y su alto tiempo de adaptación. Por tanto, en la caracterización del comportamiento dinámico de los movimientos básicos de la mano, además de reconocer el tipo de movimiento, se requiere saber el comportamiento de variables tan importantes como son la fuerza y la velocidad presente en cada movimiento. Esto permitirá que a la hora de implementar una prótesis, además de que esta reproduzca el movimiento que el paciente desea, se realice con la

velocidad y fuerza que él espera, logrando un movimiento más natural que simplemente producir un movimiento programado.

Lo anterior ha motivado a que se realice una investigación cuyo objetivo es la obtención de modelos dinámico experimentales de la mano, a partir de la información contenida en las señales electromiográficas producidas por la actividad muscular en el tercio proximal del antebrazo. En el presente artículo se reporta el modelo obtenido para estimar la velocidad en los movimientos básicos de la mano usando redes neuronales artificiales y a partir del registro de señales EMG del antebrazo. La estimación de velocidad es independiente de la estimación del movimiento y se asume que en un módulo independiente se realiza previamente dicha tarea.

#### IV. MODELO FUNCIONAL DE LABORATORIO

Inicialmente se requirió contar con una base de datos de registros de actividad electromiográfica y velocidad de los movimientos básicos de la mano (supinación/ pronación, flexión/ extensión y desviación radio/ ulnar) para pacientes sanos, por lo que se construyó un modelo funcional de laboratorio. El modelo funcional consta de tres módulos: Sensado de EMG, Sensado de velocidad y almacenamiento.

##### A. Sensado de EMG

La señales electromiográficas fueron obtenidas con el módulo compuesto por el sistema de adquisición de datos **ML880 PowerLab** y el acondicionador de señal **ML135 Dual Bio Amp**, visualizadas en PC mediante la interfaz gráfica **LabChart**, de instrumentos manufacturados por **ADINSTRUMENTS** y cuyas características más relevantes se presentan en la tablas en el anexo A. Estos equipos se encuentran bajo la coordinación 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, donde un canal usa dos electrodos superficiales y un electrodo de referencia para obtener la señal en modo diferencial. 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 figuras 2 y 3, atendiendo a la recomendación de un asesor medico, donde se aprovechará de manera efectiva la actividad muscular.

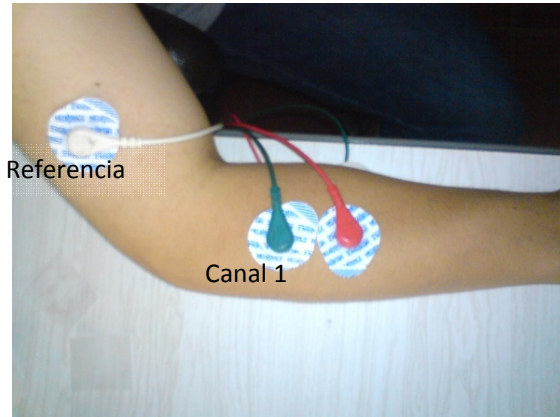


Figura 2. Región posterior del antebrazo. Fuente: Autores.

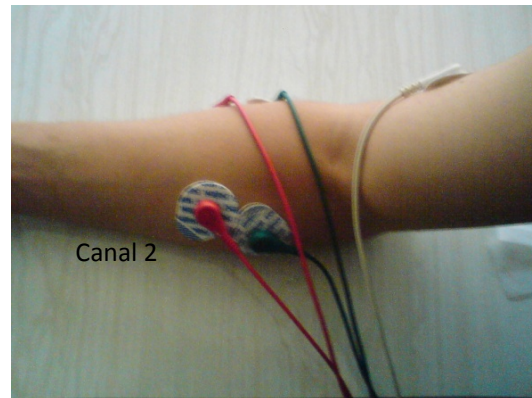


Figura 3. Región anterior del antebrazo. Fuente: Autores.

Cada registro EMG fue amplificado y doblemente filtrado, un filtro pasa-Banda con rango de frecuencias de (0.1-500 Hz) y un filtro rechaza-banda (60 Hz), esto a una frecuencia de muestreo de 1 KHz.

El registro electromiográfico es almacenado en un archivo de texto con extensión “.txt” para luego ser procesado en Matlab.

##### B. Sensado de Velocidad

Para la medición de la velocidad en cada uno de los movimientos básicos de la mano (supinación/pronación, Apertura/cierre, Flexión/extensión) se implementó un algoritmo en Matlab basado en procesamiento digital de imágenes, el cual a través de la captura de un registro fotográfico permite calcular el desplazamiento angular de unos marcadores (leds) localizados en regiones estratégicas sobre la mano tal como se muestra en la figura 4.



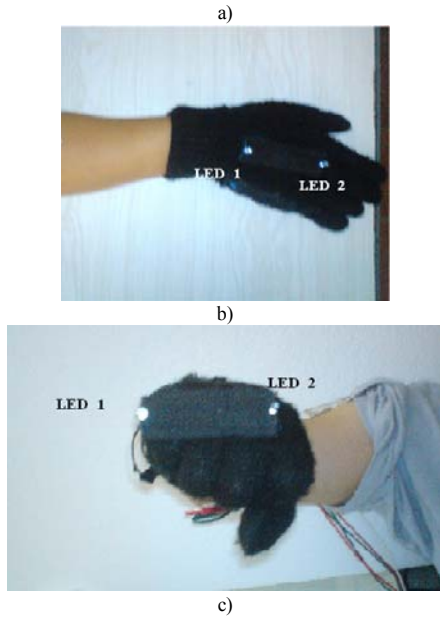


Figura 4. Posición de los marcadores (Leds) sobre la mano para la medición de velocidad. Movimiento a) flexo/extensión, b) desviación radial/lunar y c) pronosupinación. Fuente: Autores.

Para el movimiento representado en la figura 1. a) el algoritmo permite calcular el desplazamiento del punto móvil (led 2) con respecto de referencia (led 1). En los movimientos de la figura 1. b) y 1. c) el algoritmo procede de la misma manera permitiendo estimar los demás movimientos.

### B.1 Algoritmo de Medición 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. Este registro es cargado en MATLAB con el cual se estima la velocidad angular de cada movimiento.

En la Figura 5. Se muestran dos fotogramas consecutivos para los que se procesa la imagen y se evidencia únicamente los centros espaciales de los marcadores localizados en la mano. Esto se debe a que el algoritmo binariza cada fotograma permitiendo distinguir los marcadores para luego promediar el número de píxeles que representan a cada uno de ellos.

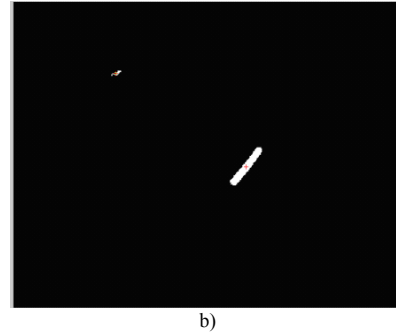
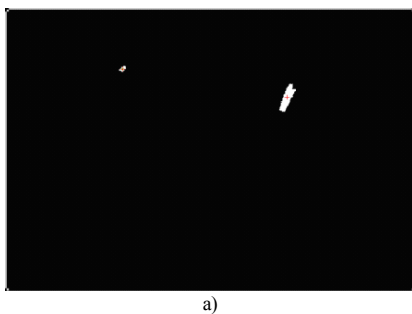


Figura 5. Posición de los marcadores (Leds) para dos fotogramas consecutivos. Fuente: Autores.

Una vez realizado esto, se determina el desplazamiento angular de un marcador (led) con respecto al otro.

Los cálculos matemáticos usados en el algoritmo, para determinar el desplazamiento angular de un marcador con respecto al otro en dos fotogramas consecutivos, se hace con base en las propiedades geométricas presentadas en la figura 6.

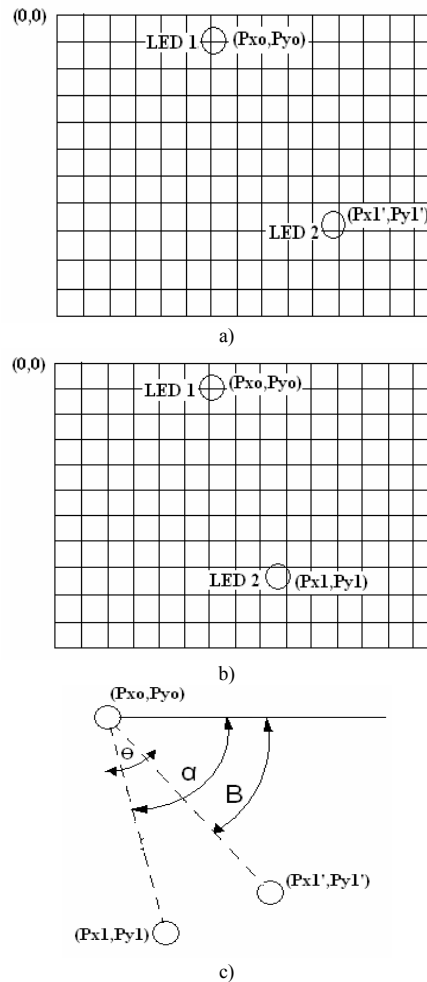


Figura 6. a y b) representación gráfica de dos fotogramas consecutivos. c) resultado de superponer los dos fotogramas. Fuente: Autores.

Es importante resaltar que el sistema de coordenadas espaciales esta dado en pixeles; es decir, el origen de coordenadas esta ubicado en la esquina superior izquierda de cada fotograma.

Asumiendo que la figura 6. c) corresponde a la ubicación de los marcadores (leds) en dos fotografías consecutivas se tiene que el desplazamiento angular esta dado por:

$$\theta = \alpha - B \quad (1)$$

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

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

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

Una vez calculada la posición de todos los fotogramas consecutivos para un movimiento se realiza la derivada numérica de esta señal para obtener la velocidad del movimiento.

En la figura 7 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo desarrollado.

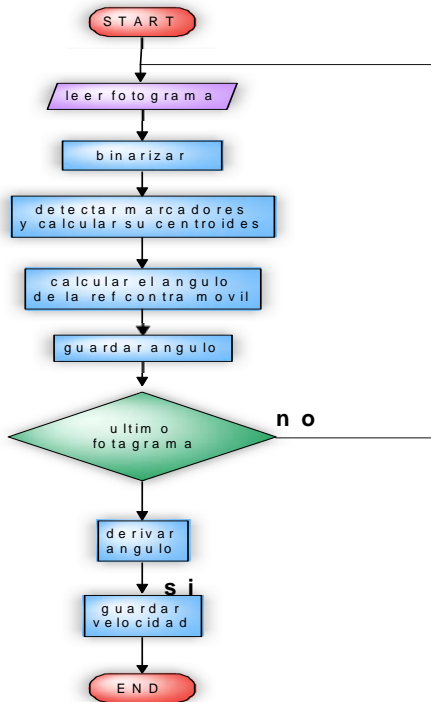
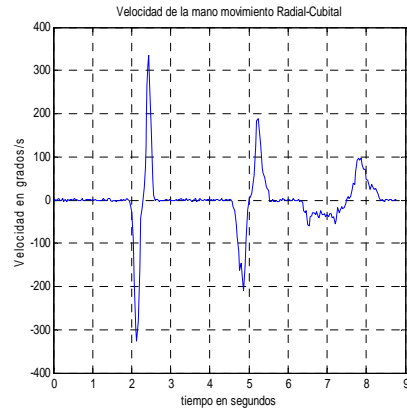
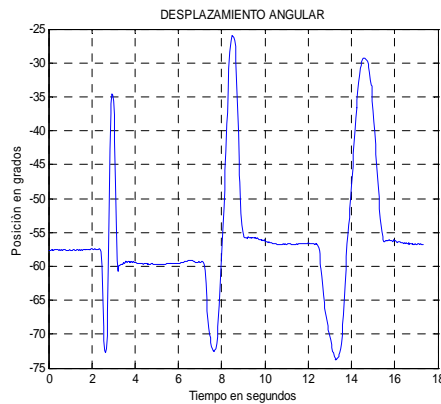


Figura 7. Diagrama de flujo del algoritmo de medición de velocidad.

En la figura 8, se muestra la curva característica de velocidad y desplazamiento angular, obtenida mediante el procesamiento a un video de un movimiento básico de la mano con el algoritmo desarrollado.



a)



b)

Figura 8. Velocidad Angular (a); Desplazamiento Angular (b). Fuente: Autores.

### B.2 Validación del Sistema de Medición de Velocidad

Para validar el sistema de medición de velocidad basado en procesamiento de imágenes, se implementó un mecanismo que contenía dos puntos (leds), uno móvil y uno de referencia como se observa en la figura 9. Básicamente el sistema consta de un motor de corriente continua y un arreglo de engranajes con el fin de reducir la velocidad para efectos del muestreo de la cámara usada en la captura de las imágenes (30 fps).

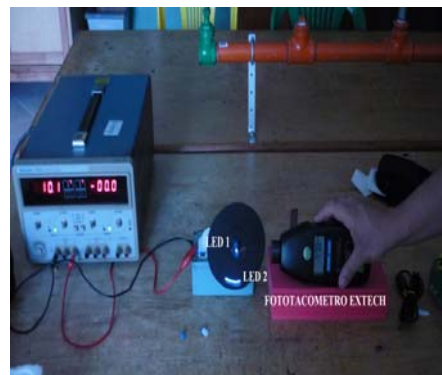


Figura 9. Montaje usado para la validación del sistema de medición de velocidad, en él, se evidencia el mecanismo usado (motor y engranes) y el instrumento patrón. Fuente: Autores.

Una vez capturada las imágenes del motor en movimiento se procede a procesar dichas imágenes en el algoritmo creado en MATLAB.

Es importante resaltar que en esta validación se utilizó como soporte o instrumento patrón un foto tacómetro digital (EXTECH INSTRUMENTS Modelo 461893) del laboratorio de electrónica, cuyas especificaciones de escala se relacionan en el anexo B.

Se tomaron registros de velocidad simultáneos con el instrumento patrón (foto tacómetro) y el sistema de medición de velocidad diseñado. Estos registros se realizaron para diversas tensiones de alimentación aplicadas al mecanismo (motor y engranajes) para obtener velocidades en orden descendente a partir de 77 rpm. Con base en que los movimientos básicos de la mano (flexión/extensión, supinación/ pronación, etc.) se realizan a velocidades menores que esta. De acuerdo a [8], las velocidades tomadas en distintas regiones de las extremidades superiores ascienden a los 200 deg/seg (33 rpm) aproximadamente; por esta razón, el valor máximo se tomó en 77 rpm que es aproximadamente el doble de las velocidades a ser alcanzadas en los movimientos básicos [8].

La Figura 10. Corresponde al error relativo de velocidad registrado frente al del dispositivo patrón (foto tacómetro) donde el error promedio es 1.9 %.

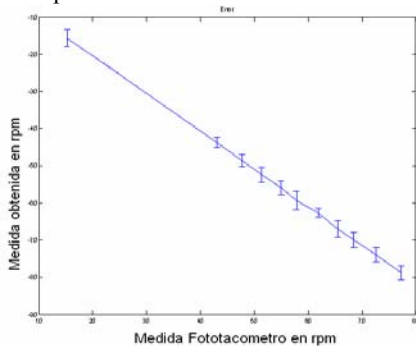


Figura 10. Las barras verticales a lo largo de la recta representan el error relativo en ese punto. Fuente: Autores.

## V. DISEÑO DEL EXPERIMENTO Y ADQUISICIÓN DE DATOS

### A. Población de Estudio

De acuerdo a lo establecido en [7] y por considerarse como una prueba piloto, se establece el 10% de la población total de estudio (7 individuos). 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 a 30 años.

### B. Movimientos Realizados

Basados en [7] se estableció un protocolo para los movimientos de la mano a realizar, una secuencia de tres velocidades distintas que a consideración de cada paciente fueran rápido, normal y lento. Sin embargo, a diferencia del

protocolo propuesto en [7] cada uno de estos movimientos se hizo con el solo peso de la mano, ya que el propósito de este trabajo esta enfocado únicamente a la estimación de la velocidad y la construcción de una base de casos inicial para registros de esta variable.

### C. Adquisición de los Datos de Velocidad y Electromiografía

Haciendo uso del equipo de adquisición de datos EMG (PowerLabs) y el sistema de velocidad angular propuesto, el cual consta de dos marcadores (leds) localizados en lugares estratégicos de la mano, y una cámara de video ajustada a una frecuencia de muestreo de 30 Hz (30 fotogramas por segundo) se realizaron registros a 23 pacientes sanos con un rango comprendido entre los 17 y 30 años de edad.

Para cada uno de los pacientes se hicieron dos registro electromiográficos (uno por canal) y un registro de velocidad por cada movimiento. Cada uno de estos en una secuencia de tres velocidades distintas (rápido, normal y lento) bajo consideración de cada individuo.

### D. Procesamiento de Datos

Para el procesamiento de los datos se siguieron dos estrategias las cuales se muestran a continuación

#### Remuestreo de datos

De acuerdo con la transformada de Fourier de las señales electromiográficas, se observa que la mayor cantidad de información esta contenida en el rango de frecuencias de (0-500hz) sin embargo hay frecuencias en el que el contenido de información es mas elevado que en otras. En la Figura 11. Se evidencia que en 8 Hz aproximadamente, está contenida información relevante de la señal electromiográfica, lo que sirvió como soporte para re muestrear tanto las señales de velocidad como las EMG a 16 Hz.

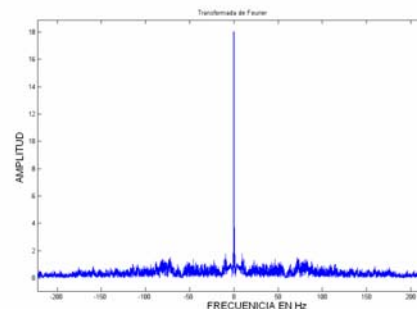


Figura 11. Transformada de Fourier de una señal EMG. Fuente: Autores.

#### Extracción de características cepstrum

La extracción de características cepstrum se realizo mediante un enventanado de la señal EMG de 62ms, luego de obtener los coeficientes cepstrales de la ventana, se realizan dos tipos de procesamiento diferente a cada ventana se le realizo promediado y valor Rms de los coeficientes, para luego por separado entrenar las redes neuronales con promedio y rms.

*E. Resultados Experimentales*

Algunos de los registros de electromiografías y velocidades durante las pruebas experimentales se presentan en las figuras 12 y 13. Durante estas 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”) como una secuencia de velocidades distintas (rápido, normal y lento). Las magnitudes de las señales EMG varían considerablemente para los diferentes tipos de movimientos, esto se debe a la actividad muscular necesaria para realizar cada uno de los movimientos.

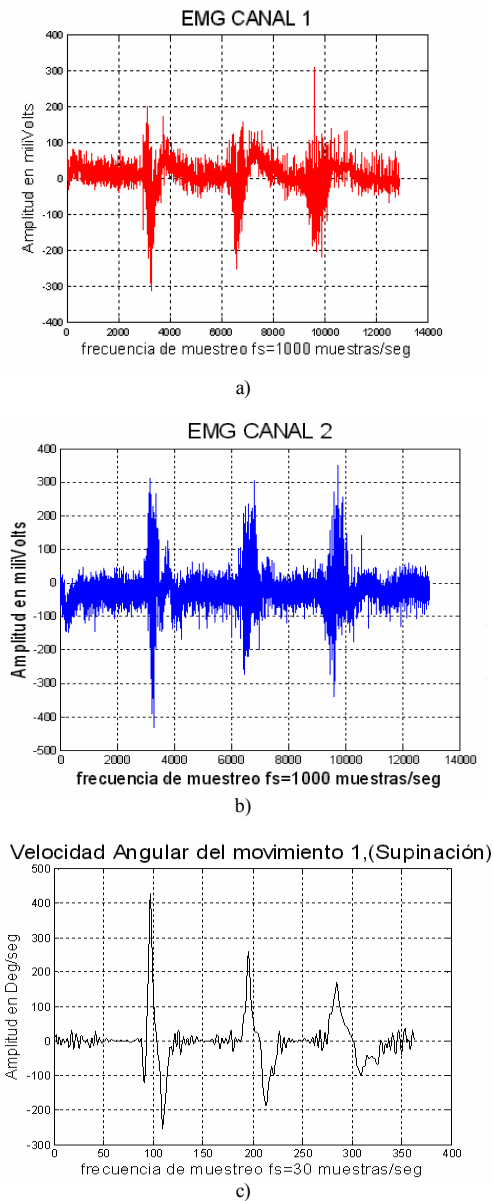


Figura 12. a y b) EMG Canal1 y 2 respectivamente. c) Función velocidad correspondiente al movimiento de supinación. Fuente: Autores.

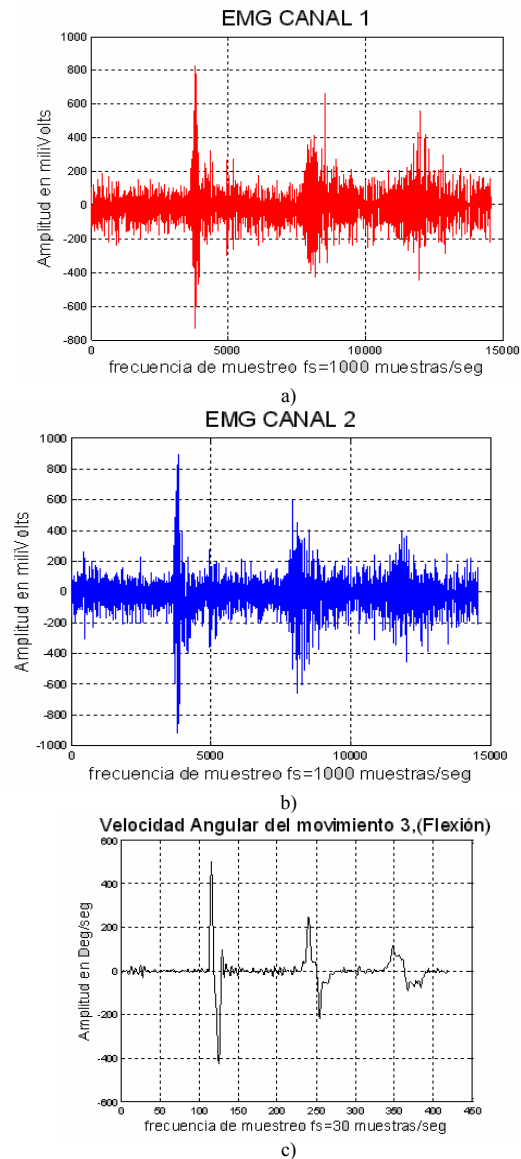


Figura 13. a y b) EMG Canal1 y 2 respectivamente. c) Función velocidad correspondiente al movimiento de Flexión. Fuente: Autores.

VI. ALGORITMO DE ESTIMACIÓN DE VELOCIDAD

Para la estimación de velocidad, mediante redes neuronales artificiales, 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 configuro para que, a un par de registros electromiográficos, responda estimando la velocidad con la que se realiza determinado movimiento.

En la figura 14. Se presenta un diagrama de bloques sencillo de la estructura de cómo se llevó a cabo la estimación de velocidad por parte de la red neuronal artificial.

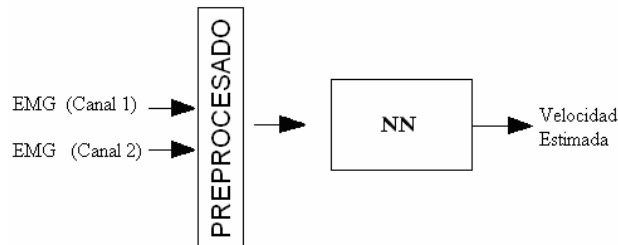


Figura 14. Estructura Básica del algoritmo de estimación de velocidad de los movimientos básicos de la mano, a partir de las señales electromiográficas y usando redes neuronales artificiales. Fuente: Autores.

**A. Estructura Básica de la Red Neuronal NARX**

Una red neuronal NARX con arquitectura en paralelo fue escogida 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 Figura 15.

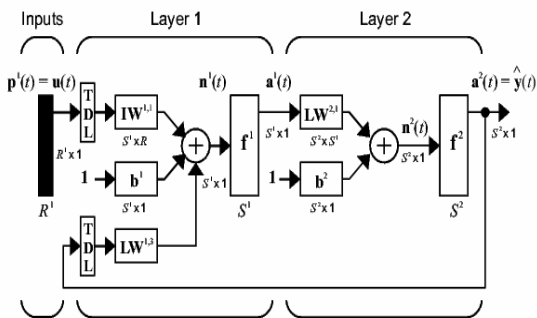


Figura 15. Diagrama de bloques de la red neuronal artificial NARX usada en este estudio. P<sup>1</sup>(t) representa el par de entradas (EMG) correspondiente a los dos canales y  $\hat{y}(t)$  la velocidad estimada. Fuente: MATLAB, Neural Network Toolbox, user’s guide

Esta arquitectura fue escogida por dos razones específicas: En la Primera: 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 [9]. En la segunda: el uso de retardos en la señal de entrada (EMG en este caso) permite a la red NARX capturar las propiedades dinámicas.

**B. 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 1.

TABLA 1. DIVISIÓN DE DATOS DE LOS REGISTROS EMG Y VELOCIDAD OBTENIDOS PARA ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL. FUENTE: AUTORES.

	# Personas	Porcentaje	Datos totales Emg	Datos totales vel
ENTRENAMIENTO	12 pacientes	≈52 %	24*(250)	12*(250)
VALIDACION	11 pacientes	≈48%	22*(250)	11*(250)

Este procedimiento se hizo con el fin de evaluar por épocas el error de validación, y así obtener el menor error de estimación de velocidad durante el entrenamiento, para el cual se obtienen los mejores resultados al momento de estimar la velocidad.

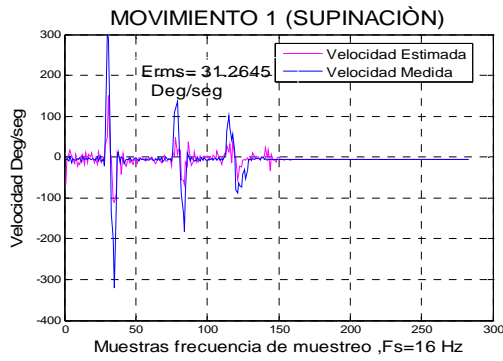
**B.1 Elección de Parámetros Estructurales de la Red Neuronal Artificial NARX**

El número óptimo 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 variado de 1 a 20 en el anexo 3 se muestran los resultados obtenidos para redes de 20m 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 la red de dos capas y la de tres fueron virtualmente idénticos. Por tal razón, los resultados presentados en este documento fueron obtenidos con una red de dos capas. Los parámetros óptimos de retardos fueron encontrados con un retardo total de 625 ms, con retardos 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.

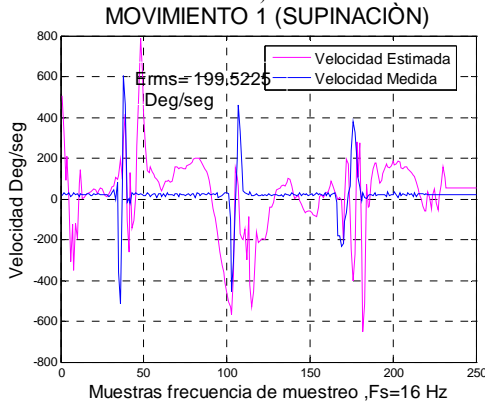
**C. Validación Numérica**

La figura 16. Muestra la habilidad de la red neuronal (NARX) para estimar la velocidad angular en uno de los movimientos básicos de la mano (supinación) a partir las electromiografías (canal1 y canal2) correspondientes a dicho movimiento, para una secuencia de velocidades rápida, normal y lenta.

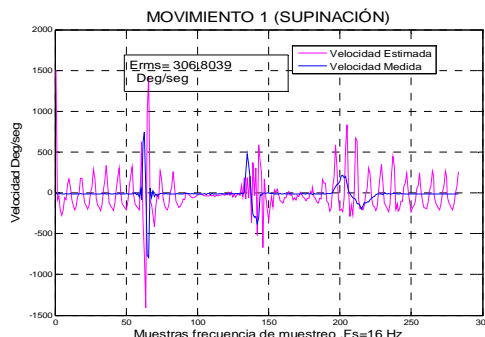
Adicionalmente, la figura presenta una comparación de los resultados obtenidos con la red neuronal escogida y otras arquitecturas entrenadas para el mismo propósito así como los resultados de realizar la extracción de características con el cepstrum.



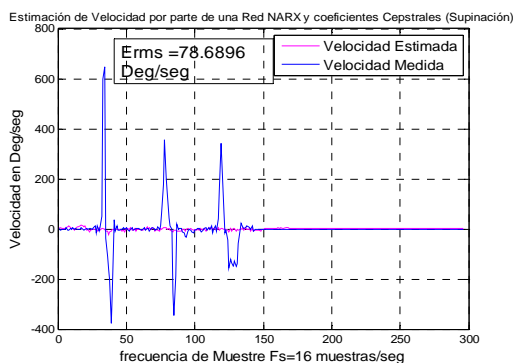
a)



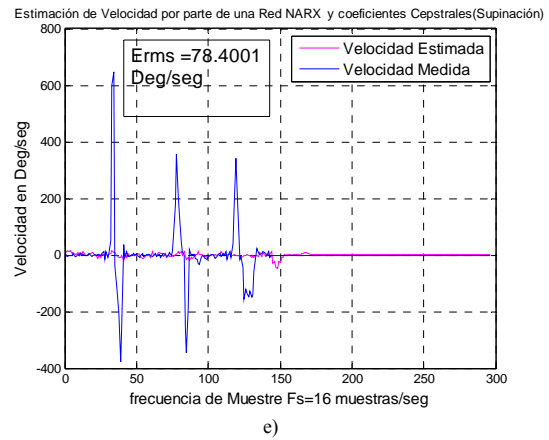
b)



c)



d)



e)

Figura 16. Característica 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 un red neuronal con un lazo de realimentación entre capas (LRN). d) NARX extracción de características con valor rms de los coeficientes cepstrales. e) NARX extracción de características con valor promedio de los coeficientes cepstrales. Fuente: Autores.

La tabla 2 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 rango promedio de la velocidad en 11 individuos (correspondientes al grupo de validación) y el error relativo total, calculado dividiendo el error absoluto promedio en el rango promedio. El rango fue calculado haciendo la diferencia entre el valor máximo y mínimo de la función velocidad, para cada uno de los individuos, y luego calculando el promedio del rango del total de los pacientes.

TABLA 2. ERRORES RMS PROMEDIO DE LAS VELOCIDADES ESTIMADAS POR LA RED NARX, PARA CADA UNO DE LOS MOVIMIENTOS BÁSICOS DE LA MANO EN 11 PACIENTES. ERROR RMS ABSOLUTO PROMEDIO JUNTO CON ( $\pm 1$  LA DESVIACIÓN ESTÁNDAR. TAMBIÉN MUESTRA EL RANGO PROMEDIO DE LA VELOCIDAD PARA LOS 11 PACIENTES Y EL ERROR RELATIVO PROMEDIO. FUENTE: AUTORES

MOVIMIENTO	Prom. Error RMS	Prom. Rango	Prom. Error Relativo
<b>SUPINACIÓN</b>			
velocidad %seg	73.41 $\pm$ 16.89	966.61	7.6 %
<b>PRONACIÓN</b>			
velocidad %seg	83.05 $\pm$ 22.86	931.26	8.9 %
<b>EXTENSIÓN</b>			
velocidad %seg	67.34 $\pm$ 18.00	768.1	8.76 %
<b>FLEXIÓN</b>			
velocidad %seg	69.96 $\pm$ 14.32	672.98	10.4 %
<b>DESVIACIÓN RADIAL</b>			
velocidad %seg	34 $\pm$ 8.91	397.83	8.54 %
<b>DESVIACIÓN ULNAR</b>			
velocidad %seg	26 $\pm$ 6.67	312.98	8.34 %

De forma similar la tabla 3, presenta los resultados de validación (con los datos de los 11 pacientes que no estuvieron presentes en el proceso de entrenamiento) obtenidos por las redes neuronales entrenadas para el mismo fin.

TABLA 3.  
RESULTADOS OBTENIDOS CON DOS ARQUITECTURAS DE REDES NEURONALES DINÁMICAS DE CARACTERÍSTICAS DISTINTAS A LA NARX. FUENTE: AUTORES.

MOVIMIENTO	Error RMS Promedio	Rango Promedio	Error Relativo Promedio
<b>1 SUPINACIÓN velocidad °/seg</b>			
<b>Red con retardos entre capaz (DDTNN)</b>	143.24 ±60.95	966.61	14.81 %
<b>Red con lazo de Realimentación entre capaz (LRN)</b>	141.17 ±48.04	966.61	14.6 %
<b>Red Narx Cesptrum (Rms)</b>	126.36±82.83	966.61	13.07 %
<b>Red Narx Cesptrum (Prom)</b>	127.17±82.76	966.61	13.16 %

También se realizó un entrenamiento adicional en el que haciendo uso de los registros de los 23 pacientes sanos, se generaron registros simulados donde los pacientes realizaban todos los movimientos en secuencias a una sola velocidad. Esto con el fin de revisar para cuales de las velocidades se ajustaba mejor la red neuronal artificial.

En la Figura 17 a) y c) se muestran los resultados obtenidos al simular la red neuronal, con registros electromiográficos de validación.

Adicionalmente en la figura 15 b) y d) 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.

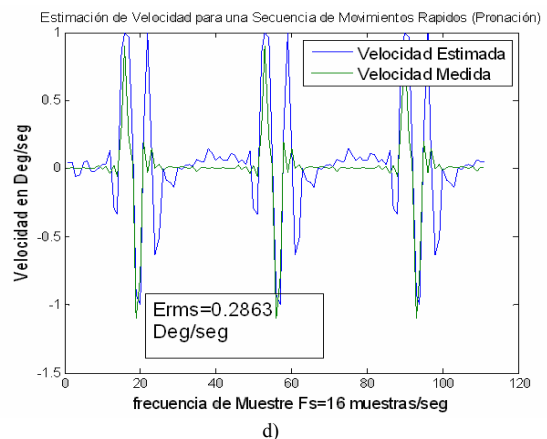
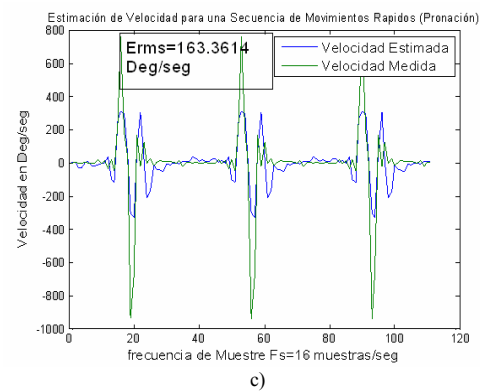
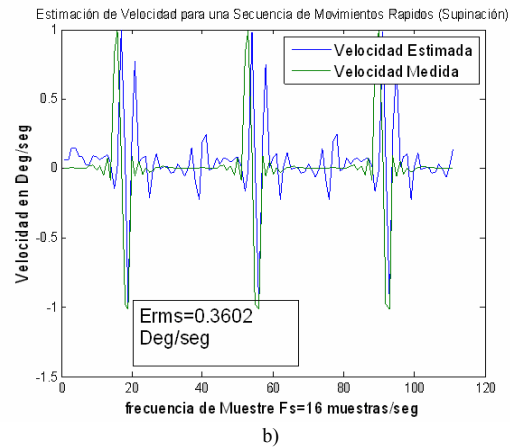
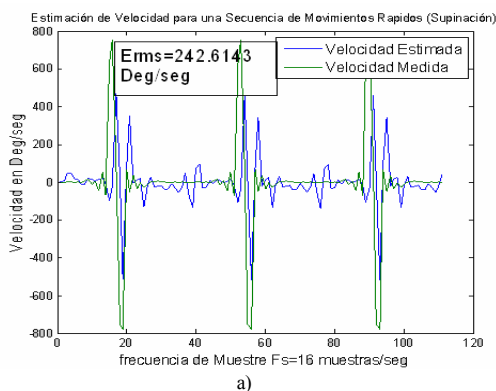


Figura 17. Resultados obtenidos por la red neuronal NARX al estimar una secuencia de velocidades rápidas, para dos tipos de movimientos. En a) Velocidad estimada por la red neuronal NARX para un secuencia de movimientos rápidos, haciendo supinación. En b) error de forma en la estimación de la velocidad por parte de la Red Neuronal NARX. En c) y d) Velocidad estimada y error de forma para una secuencia de movimientos rápidos, haciendo pronación.

En la tabla 4, se presentan los resultados obtenidos al simular las redes neuronales artificiales con los registros simulados para secuencias de movimientos rápidos, normales y lentos.

TABLA 4.  
 ERRORES RMS PROMEDIO DE LAS VELOCIDADES ESTIMADAS POR LA RED NARX, PARA SECUENCIAS DE VELOCIDADES, RAPIDAS, NORMALES Y LENTAS. ERROS RMS ABSOLUTO PROMEDIO JUNTO CON ( $\pm 1$  LA DESVIACIÓN ESTÁNDAR). TAMBIÉN MUESTRA EL RANGO PROMEDIO DE LA VELOCIDAD.  
 FUENTE: AUTORES

MOVIMIENTO	VELOCIDAD	Prom. Error RMS	Prom. Rango	Prom. Error Relativo
SUPINACIÓN <i>velocidad %seg</i>	RAPIDO	172.72 $\pm$ 38.06	961.34	17.96 %
	NORMAL	89.91 $\pm$ 18.91	520.27	17.11 %
	LENTO	60.26 $\pm$ 5.31	354.47	17 %
PRONACIÓN <i>velocidad %seg</i>	RAPIDO	157.21 $\pm$ 45.54	934.40	16.82 %
	NORMAL	96.27 $\pm$ 19.90	559.48	17.20 %
	LENTO	64.52 $\pm$ 17.80	369.98	17.44 %
EXTENSIÓN <i>velocidad %seg</i>	RAPIDO	157.27 $\pm$ 30.86	846.54	18.57 %
	NORMAL	92.28 $\pm$ 16.56	466.28	19.8 %
	LENTO	52.9 $\pm$ 17.18	271.28	19.5 %
FLEXIÓN <i>velocidad %seg</i>	RAPIDO	148.51 $\pm$ 54.29	697.22	21.3 %
	NORMAL	90.52 $\pm$ 23.83	448.97	20.16 %
	LENTO	60.31 $\pm$ 18.81	316.66	19.04 %
DESVIACIÓN RADIAL <i>velocidad %seg</i>	RAPIDO	77.06 $\pm$ 30.46	389.17	19.8 %
	NORMAL	42.23 $\pm$ 8.75	234.04	18.04 %
	LENTO	23.55 $\pm$ 8.06	133.46	17.65 %
DESVIACIÓN ULNAR <i>velocidad %seg</i>	RAPIDO	50.44 $\pm$ 11.63	328.1	15.37 %
	NORMAL	35.57 $\pm$ 6.33	214.7	16.57 %
	LENTO	20.61 $\pm$ 3.82	123.61	16.67 %

## VIII CONCLUSIONES

En este trabajo se ha delineado un método y sus resultados para obtener una relación entre las señales EMG y la velocidad con que se realizan los movimientos básicos de la mano. Se observó que esto es posible con un error relativamente bajo. Se emplearon redes dinámicas para que el algoritmo de estimación pueda ser utilizado en sistemas de adquisición en tiempo real.

Aunque se cuenta con datos de pacientes tanto de hombres como de mujeres no se llevo a cabo ninguna distinción entre estos para el entrenamiento de la red neuronal, por lo que no se puede asegurar si el sexo del paciente influye en la forma como es estimada la velocidad. Se pudo observar que la estimación de la velocidad por parte de la Red Neuronal Artificial NARX, no presenta cambios significativos al momento de estimar la velocidad en los movimientos básicos de la mano realizados en secuencia a una misma velocidad, es decir; se estima con igual porcentaje de acierto las velocidades rápidas, normales y lentas.

En este estudio el modelo de red neuronal fue entrenado para ser repetitivo, es decir, que la red se entreno con aproximadamente datos de la mitad de los pacientes y se validó con los pacientes restantes, creando así un modelo mas general.

Tres clases de redes neuronales artificiales fueron probadas siendo las redes NARX quienes produjeron un mejor resultado. Sin embargo, es importante resaltar que aunque la diferencia en los errores promedios porcentuales no es tan significativa entre las tres topologías de redes neuronales entrenadas, si presentan un error apreciable en la forma de la señal de la velocidad estimada, respecto a la velocidad medida.

La estimación de velocidad para el movimiento de flexión presentó un error mayor que los demás movimientos.

## REFERENCIAS

- [1] FARRY, Kristin; WALKER, Ian; BARANIUK, Richard. Myoelectric Teleoperation of a Complex Robotic Hand. IEEE Transaction On Robotic and Automation, VOL. 12, NO.5, October 1996.
- [2] LEI MIN and Wang Zhizhong. The Study Advances and Prospects of Processing Surface EMG Signal in Prosthesis Control, Chinese Journal of Medical Instrumentation. Vol.25, No 3, 2001.
- [3] GRAUPE, D. EMG pattern analysis for patientresponsive control of FES in paraplegics for walker-supported walking. Fellow, IEEE trans. on biomedical engineering. vol.36 no.7, July 1989.
- [4] ENGLEHART K.; HUDGINS B.; PARKER P. A Wavelet-Based Continuous Classification Scheme for Multifunction Myoelectric Control. IEEE transaction on Biomedical engineering, Vol. 48, no. 3, March 2001.
- [5] JORGENSEN, C.; WHEELER, K.; STEPNIIEWSKI, S. Bioelectric control of a 757 class high fidelity aircraft simulation. Proceedings of the World Automation Congress, June 11-16, Wailea, Maui, Hawaii, 2002.
- [6] VARGAS, L. Fabian; Navarro, C. Jhonatan. Diseño de una Interfaz Electrónica para el Reconocimiento de Patrones EMG para prótesis de mano. Universidad Industrial de Santander, 2008
- [7] SANDOVAL, R. Camilo; Villamizar, M. Rodolfo; Pedraza Celso. Caracterización del Comportamiento Dinámico de los Movimientos Básicos de la Mano a partir de la Actividad Electromiográfica del Antebrazo-Protocolo para la toma de Datos.
- [8] ARTHUR, T. C. Au ; ROBERT, F. Kirsch. EMG-Based Prediction of Shoulder and Elbow Kinematics in Able-Bodied and Spinal Cord Injured Individuals, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, Vol. 8, No. 4, December 2000.
- [9] H. Demuth and M. Beale, *Matlab Neural Network Toolbox*. Natick, MA: The Math Works Inc., 1994.
- [10] KANG, W.; SHIU, J.; LAI, J. S.; TSAO, C. C.; KUO, T. The application of cepstral coefficients and maximum likelihood method in EMG pattern recognition. IEEE. Transactions on Biological Engineering, 1995.
- [11] JOHN, F FRANCO EDUARDO, G SUÁREZ. Reconocimiento de patrones de movimiento del sistema fisiológico brazo-antebrazo, a partir de señales electromiográficas. Universidad Tecnológica de Pereira facultad de ingeniería eléctrica 2004.
- [12] CROMWELL, L. Biomedical Instrumentation and measurements. Prentice-Hall Inc., Englewood Cliffs New Jersey, 1980.
- [13] CARLO J. DE LUCA, Surface electromyography: Detection and Recording, Delsys Inc, 2002. Disponible en: [http://www.delsys.com/Attachments\\_pdf/WP\\_SEMGintro.pdf](http://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_SEMGintro.pdf)
- [14] Rosa, P. Luis Semiología de antebrazo, muñeca y mano. Disponible en [http://sisbib.unmsm.edu.pe/BibVirtual/libros/Medicina/cirugia/Tomo\\_I/l/semiologia\\_amm.htm](http://sisbib.unmsm.edu.pe/BibVirtual/libros/Medicina/cirugia/Tomo_I/l/semiologia_amm.htm)

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 MΩ    100pF 1 Hz to 1 kHz in
Low-pass filters:	2:5:10 steps; 2 kHz, 25 kHz DC or 0.15 Hz
Input coupling:	(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 ML135 DUAL BIO AMP. FUENTE: DATASHEET ML135 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 μVrms (< 8 μV p-p)
• 0.3 Hz to 1 kHz:	<0.6 μVrms
• 0.1 Hz to 100 Hz:	<0.35 μVrms (@ 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 μArms @ 240V, 50 Hz <2 μArms @ 120V, 60 Hz
DC blocking:	±1 V
Baseline restoration:	Automatic or manual

**Anexo B. Especificaciones de Escala del Fototacómetro 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	PRECISIÓN
RPM	5 a 99,9 RPM	0,1 RPM	±(0.05% + 1 dígitos)
	1,000 a 99,999 RPM	1 RPM	±(0.05% + 1 dígitos)

**Anexo C. Estimación de Velocidad en Redes Neuronales de 2 y 3 Capas**

MOVIMIENTO	Error RMS Promedio	Rango Promedio	Error Relativo Promedio
1 SUPINACIÓN velocidad °/seg			
Red con 2 capas 20 neuronas	92.6377±20.4347	966.6098	9.5838 %
Red 3 capas con 10-10-1	88.6674±17.4138	966.6098	9.1730 %