

eman ta zabal zazu



Universidad del País Vasco Euskal Herriko Unibertsitatea

UNIVERSIDAD DEL PAÍS VASCO  
EUSKAL HERRIKO UNIBERTSITATEA  
UPV – EHU

**Tesis Doctoral**

CONTROL DE UN EXOESQUELETO MEDIANTE SEÑALES  
EMG (ELECTROMIOGRÁFICAS)

**AUTOR:**

D. Aaron Suberviola Zúñiga

**DIRECTOR:**

Dr. Ekaitz Zulueta Guerrero

**2019**



Hace años que este doctorado me dio lo mejor de mi vida.  
Gracias a embarcarme en este proyecto encontré a la persona  
con quien compartir mi vida, alguien con quien llevo 6 años  
que hasta el momento son los mejores de mi vida, y muchos más por venir.

Por todo ello, simplemente GRACIAS Diana.



## AGRADECIMIENTOS

Durante estos años son muchas las personas e instituciones que han participado en este trabajo y a quienes quiero expresar mi gratitud por el apoyo y la confianza que me han prestado de forma desinteresada.

En primer lugar, mi más sincero agradecimiento a mi Director de Tesis Doctoral, Ekaitz Zulueta Guerrero, por todo el tiempo que me ha dedicado, por sus sugerencias e ideas de las que tanto provecho he sacado, y por todo el respaldo recibido. Abiertamente, puedo decir que he tenido la oportunidad de aprender de un grandísimo profesor y mejor persona.

Quiero agradecer a la Escuela Universitaria de Ingeniería de Vitoria-Gasteiz, por ser la cuna de mis estudios y trampolín para estudios superiores, además de facilitarme el equipamiento necesario para desarrollar mi labor investigadora. Asimismo, agradezco a todo el personal de la misma, por hacerme sentir como uno más de la gran familia que la compone.

Le agradezco también al Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática de la Universidad del País Vasco, por su acogida y el apoyo recibido durante los largos y fructíferos periodos en los que he desarrollado mi labor investigadora, y en especial a todos los que lo componen en Vitoria-Gasteiz.

Debo otro reconocimiento a Gobierno Vasco, por la confianza que mostraron en mí al concederme la Beca para mis estudios de posgrado, lo que permitió que fuera posible aventurarme en esta travesía. También agradecer al Dr. Martin Rogelio Bustamante Bello, del TEC de Monterrey, por haberme permitido realizar una estancia internacional que ha servido para completar mi investigación y trabajar con investigadores de México.

No puedo tampoco olvidar a mis compañeros y amigos con los cuales he compartido gratas experiencias a lo largo de esta entrañable carrera.

Finalmente, quisiera decir que todo esto nunca hubiera sido posible sin el amparo incondicional de mi familia, tanto la de Vitoria como la de Zaragoza, y sin el amor de Diana, la mitad de mi vida (pronto un tercio). Este también es vuestro premio.



“No se como será la III Guerra Mundial, pero sí la IV: con piedras y palos”.

Albert Einstein





## ÍNDICE DE CONTENIDOS

<b>1. INTRODUCCIÓN GENERAL.....</b>	<b>3</b>
1.1. ANTECEDENTES .....	3
1.2. ESTRUCTURA DE LA TESIS DOCTORAL.....	4
<b>2. ESTADO DEL ARTE .....</b>	<b>9</b>
2.1. INTRODUCCIÓN Y PRIMERAS SOLUCIONES.....	9
2.2. BREVE APROXIMACIÓN HISTÓRICA.....	11
2.3. ELECTROMIOGRAFÍA .....	12
2.4. MODELOS MATEMÁTICOS MUSCULARES PARA SIMULACIÓN .....	18
2.5. SENSORES EMG .....	21
2.6. CAPTURA DE SEÑALES EMG.....	24
2.7. ESPACIO ENTRE ELECTRODOS .....	28
2.8. MÁXIMA CONTRACCIÓN VOLUNTARIA (MVC).....	31
2.9. FUNCIÓN DEL MÚSCULO BRAQUIORRADIAL.....	32
2.10. INFLUENCIA DEL ÁNGULO DE LA ARTICULACIÓN .....	33
2.11. FILTRADO .....	34
2.12. ANÁLISIS DE SEÑALES.....	37
2.13. SELECCIÓN Y EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS.....	42
2.13.1. ANÁLISIS EN EL DOMINIO DEL TIEMPO.....	42
2.13.2. ANÁLISIS DE FOURIER .....	43
2.13.3. ANÁLISIS <i>WAVELET</i> .....	44
2.13.4. PRINCIPAL COMPONENTE ANALYSIS (PCA) .....	45
2.13.5. AGRUPAMIENTO K-MEANS .....	46
2.14. DESCOMPOSICIÓN DE SEÑALES EMG .....	47
<b>3. APORTACIONES CIENTÍFICAS .....</b>	<b>53</b>
3.1. BRAZO ROBÓTICO Y SISTEMA DE ADQUISICIÓN .....	53
3.1.1. ÓRTESIS DE BRAZO .....	53
3.1.2. SENSORES EMG SUPERFICIALES.....	54
3.2. CONTROL HÍBRIDO .....	57
3.2.1. CONTROL BINARIO .....	59
3.2.2. CONTROL VARIABLE.....	62
3.2.3. CONTROL POR RED NEURONAL .....	63
3.3. SENSOR TÁCTIL DE PRESIÓN .....	66
3.4. ACTUADORES SMA.....	75
3.5. BASE DE DATOS DE SEÑALES EMG .....	80
3.5.1. MOVIMIENTOS A REALIZAR .....	82
3.5.2. SISTEMA DE ADQUISICIÓN.....	83
3.5.3. CONSENTIMIENTO INFORMADO.....	84
3.5.4. CAPTURA DE SEÑALES .....	84
3.6. RELACIÓN ENTRE LOS DATOS EMG Y EL ÁNGULO DE LA ARTICULACIÓN .....	87

<b>4. PRODUCCIÓN CIENTÍFICA RELEVANTE .....</b>	<b>97</b>
4.1. ARM ORTHOSES/PROSTHESIS CONTROL STRATEGIES WITH EMG SIGNALS AND TACTILE PRESSURE SENSOR	97
4.2. IMPLEMENTATION OF SMA ACTUATORS IN ARM ORTHOSIS/PROSTHESIS, CONTROLLED BY SURFACE EMG SIGNALS AND TACTILE PRESSURE SENSORS.....	103
4.3. ARM ORTHOSIS/PROSTHESIS CONTROL BASED ON SURFACE EMG SIGNAL EXTRACTION.....	107
4.4. ARM ORTHOSIS/PROSTHESIS MOVEMENT CONTROL BASED ON SURFACE EMG SIGNAL EXTRACTION ...	117
4.5. MOTION CONTROL OF AN ARM ORTHOSIS BY EMG SIGNALS THROUGH ANN ANALYSIS .....	129
<b>5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS .....</b>	<b>145</b>
5.1. CONCLUSIONES.....	145
5.2. LÍNEAS FUTURAS .....	146
<b>6. REFERENCIAS.....</b>	<b>151</b>
<b>7. ANEXOS.....</b>	<b>165</b>
7.1. CONSENTIMIENTO INFORMADO PARA LA CAPTURA DE SEÑALES PROCEDENTES DE SUJETOS.....	165
7.2. PROTOCOLO PARA MEDICIONES ELECTROMIOGRÁFICAS DE LA BASE DE DATOS.....	171
7.3. INFORMACIÓN DE LOS SUJETOS QUE CONFORMAN LA BASE DE DATOS .....	179

**ÍNDICE DE FIGURAS**

Figura. 2-1. Prótesis pasivas. [<http://library.thinkquest.org>]..... 9

Figura. 2-2. Prótesis implantada quirúrgicamente en el *Rehabilitation Institute of Chicago*. [<http://www.ubergizmo.com>]..... 10

Figura. 2-3. Registro del sonido generado por los músculos de la muñeca. [<http://openprosthetics.org>]..... 11

Figura. 2-4. Dibujo de una fibra muscular seccionada. [<http://www.nvo.com>] ..... 13

Figura. 2-5. Proceso de excitación muscular. [18] ..... 14

Figura. 2-6. Etapas de la generación del potencial. [18] ..... 14

Figura. 2-7. Disparo de unidades motoras. [19]..... 15

Figura. 2-8. Flexión del codo. [21]..... 17

Figura. 2-9. Extensión del codo. [21]..... 17

Figura. 2-10. Diagrama de bloques de las fases de simulación de un modelo músculo-esquelético. [26] ..... 18

Figura. 2-11. Modelo muscular de Hill de 3 elementos. [28]..... 19

Figura. 2-12. Resultados ante cambios en el tiempo de paso. [27] ..... 20

Figura. 2-13. Sensor EMG superficial. [<http://www.brainclinics-products.com>]..... 21

Figura. 2-14. Sensores EMG húmedos. [<http://www.brainclinics-products.com>]..... 21

Figura. 2-15. Sensor EMG de aguja. [<http://www.nlm.nih.gov>] ..... 22

Figura. 2-16. Sensor EMG de cable fino. [<http://www.emgsrus.com>]..... 22

Figura. 2-17. Gráfico con las diferentes acciones potenciales identificadas de una señal EMG. [38] .. 24

Figura. 2-18. Muestras de las dificultades más típicas al capturar señales EMG. [33] ..... 25

Figura. 2-19. Comparación de señales EMG capturadas superficial e internamente con una MVC de 30%. [33] ..... 25

Figura. 2-20. Identificación de las partes de una señal EMG. [33]..... 26

Figura. 2-21. Señal EMG con mucha interferencia de la señal ECG. [15]..... 27

Figura. 2-22. Resultados de modificar la distancia entre electrodos. [45] ..... 30

Figura. 2-23. Resultados de buscar la distancia entre electrodos óptima. [48]..... 30

Figura. 2-24. Identificación del músculo braquiorradial. [56]..... 32

Figura. 2-25. Resultados demostrando la ausencia casi total de energía en el rango por debajo de 20Hz. [44] ..... 36

Figura. 2-26. Resultados de los diferentes métodos tiempo-frecuencia. [83]..... 40

Figura. 2-27. Rectificado de una señal EMG. [15] ..... 40

Figura. 2-28. Suavizado de una señal EMG. [15]..... 41

Figura. 2-29. Normalizado de una señal EMG. [15] ..... 41

Figura. 2-30. Gráfica de una señal wavelet de gorro mexicano. [103] ..... 45

Figura. 2-31. Subespacio PCA. [<http://cmp.felk.cvut.cz>] ..... 46

Figura. 2-32. Dos clusters de datos separados aleatoriamente. [<http://www.mathworks.com/>] ..... 47

Figura. 2-33. Diagrama de descomposición de una señal EMG. [113]..... 48

Figura. 3-1. Órtesis en la posición mínima (90°). ..... 53

Figura. 3-2. Órtesis en la posición máxima (180°). ..... 53

Figura. 3-3. Dimensiones del actuador, extraído de la hoja de características. [<http://www.firgelliauto.com>] ..... 54

Figura. 3-4. Electrodo para captura de sEMG. [<http://www.biometricsltd.com>]..... 54

Figura. 3-5. Dimensiones del electrodo para captura sEMG. [<http://www.biometricsltd.com>] ..... 55

Figura. 3-6. Unidad de sujeto. [ <a href="http://www.biometricsltd.com">http://www.biometricsltd.com</a> ] .....	55
Figura. 3-7. Unidad principal. [ <a href="http://www.biometricsltd.com">http://www.biometricsltd.com</a> ] .....	55
Figura. 3-8. Dimensiones del goniómetro. [ <a href="http://www.biometricsltd.com">http://www.biometricsltd.com</a> ] .....	56
Figura. 3-9. Esquema de conexión del sistema Biometrics completo. [ <a href="http://www.biometricsltd.com">http://www.biometricsltd.com</a> ] .....	56
Figura. 3-10. Características del sistema Biometrics de adquisición de señales EMG. [ <a href="http://www.biometricsltd.com">http://www.biometricsltd.com</a> ].....	57
Figura. 3-11. Posicionamiento de los electrodos en el tríceps y el bíceps braquial. [47] .....	58
Figura. 3-12. Señales EMG del bíceps, del tríceps y del goniómetro. ....	59
Figura. 3-13. Señal EMG capturada mediante el sistema de adquisición. ....	60
Figura. 3-14. Diagrama de bloques del proceso de filtrado. ....	60
Figura. 3-15. Señal EMG antes del filtrado (a), a mitad del proceso (b), y una vez el filtrado ha finalizado (c). ....	60
Figura. 3-16. Diagrama del sistema de control.....	61
Figura. 3-17. Señal de salida del control binario. ....	61
Figura. 3-18. Señal de salida procesada del control binario.....	62
Figura. 3-19. Salida del control variable. ....	63
Figura. 3-20. Gráfica superficial de los coeficientes AR.....	64
Figura. 3-21. Resultado del clasificador por red neuronal. ....	64
Figura. 3-22. Resultado con orden AR de 10. ....	65
Figura. 3-23. Resultado con orden AR de 4. ....	65
Figura. 3-24. Resultado con orden AR de 10. ....	65
Figura. 3-25. Resultado con orden AR de 14. ....	65
Figura. 3-26. Sensor de presión <i>ConTacts</i> . ....	67
Figura. 3-27. Diagrama de control del sistema con sensores de presión.....	68
Figura. 3-28. Calibración del sensor de presión con nº de serie 974. ....	69
Figura. 3-29. Calibración del sensor de presión con nº de serie 973. ....	69
Figura. 3-30. Esquema de funcionamiento del método de cambio severo. ....	70
Figura. 3-31. Esquema de funcionamiento del método de cambio suave. ....	71
Figura. 3-32. Esquema de control del modo deslizante (SMC). ....	72
Figura. 3-33. Respuesta del controlador proporcional P con entrada senoidal.....	72
Figura. 3-34. Respuesta del controlador SMC con entrada senoidal. ....	73
Figura. 3-35. Respuesta del controlador SMC modificado con entrada senoidal. ....	73
Figura. 3-36. Respuesta del controlador proporcional P con entrada escalón. ....	74
Figura. 0-1. Respuesta del controlador SMC con entrada escalón.....	74
Figura. 0-2. Respuesta del controlador SMC modificado con entrada escalón. ....	75
Figura. 0-3. Vista microscópica del efector de memoria de forma. [132].....	76
Figura. 0-4. Curva de histéresis de un actuador SMA. [137] .....	77
Figura. 0-5. Relación entre ángulo y par producido en actuadores SMA. [138] .....	78
Figura. 0-6. Diagrama de control de un actuador SMA. [142] .....	79
Figura. 0-7. Diagrama de control de un par de actuadores SMA antagónicos. [142] .....	80
Figura. 0-8. Vista frontal del modelo muscular humano. [15] .....	81
Figura. 0-9. Vista trasera del modelo muscular humano. [15].....	81
Figura. 0-10. Localización de electrodos en la cabeza media del tríceps braquial. [62] .....	82
Figura. 0-11. Localización de electrodos en la cabeza lateral del tríceps braquial. [62] .....	82
Figura. 0-12. Localización de electrodos en el bíceps braquial. [62].....	82
Figura. 0-13. Localización de electrodos en el braquiorradial. [56] .....	82
Figura. 0-14. Interfaz gráfica de usuario para captura de datos en LabView.....	84

Figura. 0-15. Situación de los sensores EMG en el tríceps braquial (cabeza media y cabeza lateral). . 85

Figura. 0-16. Situación de los sensores EMG en el bíceps braquial ..... 85

Figura. 0-17. Situación de los sensores EMG en el braquiorradial..... 85

Figura. 0-18. Situación de la señal de referencia en la muñeca..... 85

Figura. 0-19. Situación del goniómetro..... 86

Figura. 0-20. Vista completa durante la realización de las pruebas. .... 86

Figura. 0-21. Señales EMG adquiridas durante la realización de las pruebas..... 86

Figura. 0-22. Diagrama de flujo de los pasos realizados. .... 87

Figura. 0-23. Proceso de corte del inicio y final del experimento..... 88

Figura. 0-24. Proceso de filtrado..... 89

Figura. 0-25. Filtrado de puntos fuera de serie (outliers). .... 89

Figura. 0-26. Señal EMG antes y después de un análisis RMS. .... 90

Figura. 0-27. Proceso de normalización..... 90

Figura. 0-28. Gráfico de histogramas. .... 91

Figura. 0-29. Gráfico de promedios..... 92

Figura. 0-30. Histograma de tendencias. .... 92

**ÍNDICE DE TABLAS**

Tabla 2-1. Comparativa de métodos de análisis. (97) .....	43
Tabla 3-1. Tabla de movimientos. ....	58
Tabla 3-2. Límites para el cálculo del control variable. ....	62
Tabla 3-3. Características de las diferentes opciones de sensores de presión <i>ConTacts</i> .....	68







# **CAPÍTULO 1**

---

## **INTRODUCCIÓN**

**1.1 - INTRODUCCIÓN GENERAL**

**1.2 - ESTRUCTURA DE LA TESIS DOCTORAL**



## 1. INTRODUCCIÓN GENERAL

### 1.1. Antecedentes

A lo largo de toda la historia siempre se han producido situaciones traumáticas que han provocado daños, ya sea temporales o permanentes, en partes del cuerpo humano. Una de las más repetidas es la que se produce en una articulación, especialmente en brazos y manos, a causa de su utilización en multitud de tareas, ya sean de índole personal o profesional. La medicina siempre ha tratado de compensar este problema de la mejor manera posible, y por extensión el mundo científico ha tratado de aportar su conocimiento y tecnología para desarrollar aplicaciones que ayuden en la vida del paciente.

Una de las principales posibilidades es la utilización de prótesis u órtesis, las cuales han sufrido una clara evolución a lo largo de las últimas décadas. Para el control de estas prótesis u órtesis se han probado diferentes alternativas, y una de las más prometedoras es la utilización de señales electromiográficas. Las señales EMG son las señales eléctricas que los músculos del cuerpo humano generan cuando realizan algún movimiento. Estas señales pueden ser capturadas mediante unos sensores, para su posterior tratamiento, interpretación y utilización.

En esta tesis se van a utilizar las señales EMG generadas por ciertos músculos para implementar el control de un exoesqueleto que apoya al movimiento del brazo humano. Para ello se toman las señales del bíceps y del tríceps, además del braquiorradial, y a partir de ellas se calculan las consignas de movimiento a enviar al exoesqueleto. Además de dichas señales, también se han empleado un goniómetro que permita conocer el ángulo del brazo en todo momento, sensores táctiles de presión para conocer la fuerza realizada por el usuario, y se ha valorado la opción de utilizar actuadores con memoria de forma.

El objetivo principal es el de conseguir recrear el movimiento de un brazo humano de la manera más real y natural posible, utilizando para ello señales EMG y otras entradas que se consideren de interés. Con este objetivo se van a emplear técnicas avanzadas de control que permitan un procesamiento rápido de todas las entradas del sistema y una adaptabilidad a variaciones en las entradas.

Durante el trabajo en la tesis se han realizado contribuciones a varios congresos, una estancia internacional en el TEC de Monterrey (México), y se ha publicado un artículo en una de las mejores revistas del campo de aplicación de la tesis doctoral (International Journal of Neural Systems). Todas estas contribuciones también se incluyen en este documento.

## **1.2. Estructura de la Tesis Doctoral**

Esta tesis está estructurada en 5 capítulos, según se describe a continuación.

### **CAPÍTULO 1**

El primer capítulo contiene una introducción general, así como la estructura del documento.

### **CAPÍTULO 2**

El segundo capítulo consiste en una revisión del estado del arte en todos aquellos aspectos que resultan de interés para el trabajo realizado en la tesis. Una de las principales dedicaciones durante la realización de una tesis doctoral es una constante y profunda revisión bibliográfica, la cual se presenta en este capítulo. Se incluye información sobre la electromiografía en general, la captura de dichas señales, el filtrado y procesamiento de estas, o los diferentes tipos de análisis existentes.

### **CAPÍTULO 3**

En el tercer capítulo se describen las aportaciones científicas que se han llevado a cabo durante la duración del trabajo de esta tesis doctoral. En primer lugar, se describe la órtesis de brazo con la que se ha trabajado, propiedad de la UPV/EHU y disponible en el departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática de la Escuela Universitaria de Ingeniería de Vitoria-Gasteiz, así como los sensores EMG empleados. Posteriormente se detallan diferentes alternativas de control propuestas, tales como un control híbrido, la implementación de sensores de presión para mejorar el sistema de control, o el estudio de la posibilidad de utilizar actuadores SMA. Por otro lado, como parte de los trabajos llevados a cabo para elaborar esta tesis, se realizó una estancia de investigación en el Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, en México DF. Dicha estancia fue supervisada por el Dr. Martin Rogelio Bustamante Bello, profesor en la institución, y se construyó una base de datos de señales EMG de la que disponer para futuras investigaciones. Así mismo, y a partir de dichos datos, se estudió la relación entre los datos EMG y el ángulo de la articulación controlada.

### **CAPÍTULO 4**

En el cuarto capítulo se han incluido las producciones científicas relevantes realizadas durante la elaboración de la tesis doctoral. Desde un primer momento se ha tenido en cuenta la importancia de las publicaciones científicas, y por ello se han escrito varios artículos y ponencias para congresos internacionales, las cuales se incluyen en este capítulo.

### **CAPÍTULO 5**

En el quinto y último capítulo, se presentan las conclusiones extraídas del trabajo de investigación desarrollado en esta tesis doctoral. De forma adicional, se propone el trabajo y las líneas de investigación futuras que podrían ser exploradas para continuar con el trabajo de investigación iniciado en esta tesis.

Después del último capítulo, esta tesis se completa con el listado de referencias de trabajos previos. Finalmente, se exponen tres anexos que contienen varios documentos que pueden querer ser consultados como complemento a todo lo desarrollado en esta tesis doctoral.





## CAPÍTULO 2

---

### ESTADO DEL ARTE

- 2.1 - INTRODUCCIÓN Y PRIMERAS SOLUCIONES
- 2.2 - BREVE APROXIMACIÓN HISTÓRICA
- 2.3 - ELECTROMIOGRAFÍA
- 2.4 - MODELOS MATEMÁTICOS MUSCULARES PARA SIMULACIÓN
- 2.5 - SENSORES EMG
- 2.6 - CAPTURA DE SEÑALES EMG
- 2.7 - ESPACIO ENTRE ELECTRODOS
- 2.8 - MÁXIMA CONTRACCIÓN VOLUNTARIA (MVC)
- 2.9- FUNCIÓN DEL MÚSCULO BRAQUIORRADIAL
- 2.10- INFLUENCIA DEL ÁNGULO DE LA ARTICULACIÓN
- 2.11 - FILTRADO
- 2.12 - ANÁLISIS DE SEÑALES
- 2.13 - SELECCIÓN Y EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS
- 2.14 - DESCOMPOSICIÓN DE SEÑALES EMG





## 2. ESTADO DEL ARTE

### 2.1. Introducción y primeras soluciones

Únicamente en los Estados Unidos se estima que cada año se producen 10.000 nuevas amputaciones de extremidades superiores, ya sea debido a un suceso traumático, a enfermedades o problemas congénitos [1]. Cuando una persona pasa por un trauma como este, se plantean diferentes soluciones para tratar de suplir dicha situación y que el sujeto pueda vivir con la mayor calidad de vida posible. Por ello, y sin descartar otras posibles soluciones, las alternativas más populares son las siguientes:

- **Prótesis pasivas:** estas son la forma más básica de prótesis disponible. Su control se lleva a cabo por el propio usuario de forma manual, utilizando alguna extremidad que tiene en perfecto estado para ello. Por ejemplo, el usuario posiciona la prótesis de una mano que haya perdido, utilizando para ello la otra mano, de forma que pueda sujetar un vaso. Las posibilidades de esta solución son muy limitadas, pero proporcionan una alternativa estética, de bajo coste al no contar con mecanismo de control, con una curva de aprendizaje muy corta y apenas costes de mantenimiento.



Figura. 2-1. Prótesis pasivas. [http://library.thinkquest.org]

- **Prótesis mecánicas:** estas prótesis son muy similares a las pasivas comentadas anteriormente, pero disponen de cierto movimiento que puede ser controlado con el movimiento de otro músculo. Un ejemplo clásico de estas es la prótesis de brazo que es controlada mediante la contracción de los músculos del hombro. Esta contracción se transfiere a la prótesis mediante una estructura de cuerdas y poleas, que hacen que la prótesis se mueva. La mayor ventaja de esta solución es que existe un control directo sobre

la prótesis a través del movimiento del brazo, lo que permite una mayor precisión y rango de movimientos, además de que la curva de aprendizaje es corta y los costes de mantenimiento siguen siendo bajos. Sin embargo, hay una clara limitación en la fuerza que puede ser aplicada, además de que el sistema que transfiere el movimiento es muy aparatoso y puede llegar a ser molesto [2].

- **Prótesis controlada por voz:** estas serían la primera solución de prótesis eléctricamente controlada. A pesar de no ser una alternativa muy habitual, el control por voz es otra opción que ha sido explorada históricamente. Se mantienen los beneficios de una corta curva de aprendizaje y un coste aceptable, aunque los problemas con el ruido de fondo son evidentes, además de que los comandos que se pueden emplear son muy simples, limitando la versatilidad de esta alternativa.
- **Señales EMG (Electromiográficas):** la electromiografía es el estudio de las señales eléctricas musculares que se generan en el cuerpo humano para mover los músculos. La idea es utilizar esta energía eléctrica como señal de control para una prótesis, de forma que se pueda reproducir el movimiento natural de la prótesis dañada. Estas señales son capturadas mediante electrodos superficiales o internos, y después son procesadas adecuadamente para su interpretación y una señal de control es enviada a la prótesis eléctrica para que realice el movimiento que el usuario desee. La mayor ventaja de las prótesis controladas por señales EMG es que el control de la prótesis permanece normalmente en los músculos que quedan intactos en la extremidad que ha sufrido el daño, de forma que el control es mucho más natural que en el resto de alternativas. Dadas las posibilidades que esta solución ofrece, se han realizado múltiples estudios e investigaciones en este campo. La principal desventaja de esta alternativa es el coste económico que conlleva, así como la curva de aprendizaje. Además, suele ser una prótesis más pesada que las anteriores, ya que cuenta con actuadores electromecánicos y además estos necesitan alimentación eléctrica, normalmente a través de baterías. Por otro lado, existen señales que pueden interferir con la captura de las señales EMG a través de los electrodos, como por ejemplo las que generan los teléfonos móviles, ya que los electrodos empleados son muy sensibles al ruido.

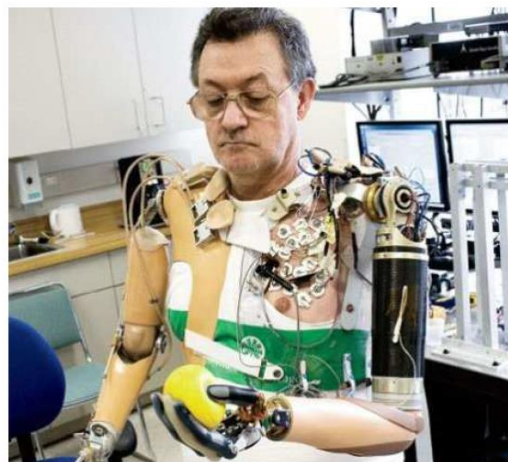


Figura. 2-2. Prótesis implantada quirúrgicamente en el *Rehabilitation Institute of Chicago*. [<http://www.ubergizmo.com>]

- **Señales AMG/MMG (Acoustic/Mechanical MyoGraphy):** otra solución interesante que puede ser explorada es la utilización de señales miográficas acústicas o mecánicas. Cuando son activados, los músculos generan cierto sonido al contraerse o extenderse, y es este sonido el que puede ser capturado y analizado para su posterior utilización. El mayor beneficio de esta posible solución es que su coste es significativamente menor que el de las señales electromiográficas, y además no se ven afectados por interferencias eléctricas. Sin embargo, dada la cantidad de dificultades que hay implícitas en esta posible solución, especialmente la existencia de ruido externo que interfiere con el sistema, no se trata de una solución muy extendida.

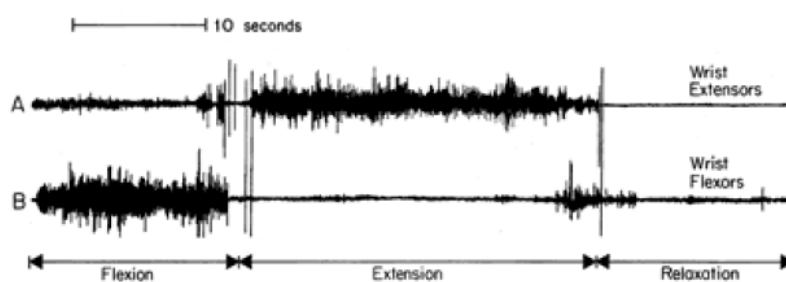


Figura. 2-3. Registro del sonido generado por los músculos de la muñeca.  
[<http://openprosthetics.org>]

## 2.2. Breve aproximación histórica

Desde los años 60 y 70 se han realizado diversos trabajos en el campo de la electromiografía ya que se trata de una tecnología con un gran potencial. Uno de los primeros sistemas consistió en órtesis activas para personas parapléjicas, con un sistema alimentado externamente que contaba con actuadores neumáticos o hidráulicos, acoplados mecánicamente al operador. A pesar de que la variedad de movimientos no era muy amplia, y que además no tuvieron demasiado éxito, algunos de los algoritmos desarrollados siguen siendo utilizados en la actualidad para el control de pequeños robots [3, 4].

Posteriormente, otro de los principales avances consistió en la creación de un sistema exoesqueleto para persona parapléjicas movido por actuadores hidráulicos en un plano sagital. Los actuadores estaban situados en la rodilla y en la cadera y eran movidos mediante un banco de servoválvulas, pero estaban programados para seguir unas trayectorias predefinidas, no aquellas que el usuario deseaba [5]. Uno de los principales exoesqueletos funcionales que se han desarrollado es el denominado como HAL (Hybrid Assisted Limb) [6-8]. Este “traje” está alimentado por baterías y detecta las señales mioeléctricas de los músculos desde la superficie de la piel, con sensores situados debajo de la cadera y encima de la rodilla. Utilizando estas y otras señales como giroscopios, sensores de fuerza o potenciómetros para medir los ángulos de las articulaciones, se procesan todas y se genera una señal de control que hace que cada pierna del dispositivo produzca

un movimiento, ya sea de flexión o de extensión. En el tobillo únicamente existen grados de libertad pasivos.

Otro exoesqueleto fue creado para ayudar a profesionales de la enfermería a la hora de manejar a pacientes con movilidad reducida o limitada [9, 10]. Este incluía actuadores neumáticos para la flexión o extensión de la cadera y las rodillas, y la señal de entrada del usuario venía dada por sensores de fuerza acoplados a la piel del usuario y los ángulos de las articulaciones. También se han hecho investigaciones centradas únicamente en la rodilla para ayudar a su movimiento, especialmente cuando se está en la posición de cuclillas. Este sistema, llamada *RoboKnee*, está controlado por un actuador lineal elástico, utilizando un controlador con realimentación positiva que creara la fuerza adecuada para el actuador [11].

Hubo otro exoesqueleto completo para las extremidades inferiores que trabajaba juntamente con un andador [12]. Este exoesqueleto era más ligero que las opciones anteriores, ya que tanto las baterías como los actuadores eléctricos y el controlador estaban colocados en el andador. Las entradas del sistema consistían en una serie de sensores de presión, los cuales medían la fuerza aplicada por el cuádriceps en la rodilla. Finalmente, una de las últimas alternativas desarrolladas se basaba en una órtesis de pierna estáticamente equilibrada, que reduce el esfuerzo durante el balanceo [13]. Este dispositivo utiliza muelles para eliminar la fuerza de gravedad asociada, consiguiendo una reducción sustancial de los pares de fuerza necesarios.

### 2.3. Electromiografía

La electromiografía se define como “una técnica experimental concerniente al desarrollo, registro y análisis de las señales mioeléctricas. Las señales mioeléctricas están formadas por las variaciones fisiológicas que se producen en el estado de las membranas que hay en las fibras musculares” [14]. Al contrario que la electromiografía neurológica clásica, donde se analiza un musculo artificial que responde a una estimulación eléctrica externa en condiciones estáticas, el objetivo de la electromiografía kinesiológica puede ser descrito como el estudio de las activaciones neuromusculares voluntarias de aquellos músculos con tareas posturales, movimientos funcionales, condiciones laborales o tareas de tratamiento o entrenamiento [15].

Si se presta atención a las fibras musculares en detalle, se observa que consisten en una serie de componentes muy parecidos a hilos que se llaman miofibrillas. Estas están formadas por un haz de filamentos de proteínas, que van de una célula a la siguiente. Estos filamentos también son llamados filamentos actinmiosinos, ya que están hechos por filamentos alternos de las proteínas actina y miosina, de forma que, al ser estimulados por una acción potencial, el músculo se contrae [16].

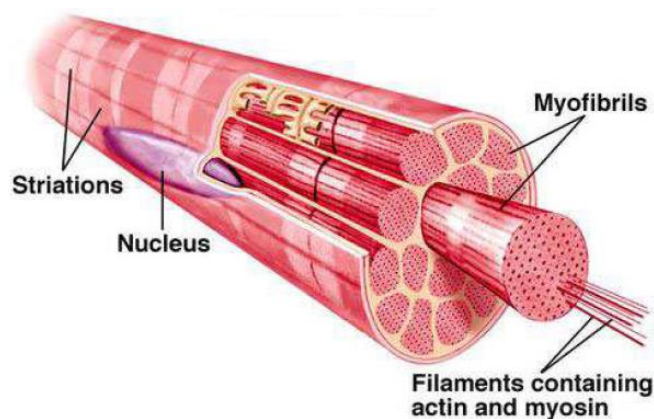


Figura. 2-4. Dibujo de una fibra muscular seccionada. [http://www.nvo.com]

Los beneficios típicos de la electromiografía son, entre otros muchos más, los siguientes:

- Permite medir la actividad muscular
- Sirve de ayuda en la toma de decisiones médicas tanto antes como después de cirugía
- Documenta cualquier tratamiento o entrenamiento
- Ayuda a los pacientes a encontrar y entrenar sus músculos
- Permite realizar análisis que sirven para la mejora de actividades deportivas
- Detecta la respuesta muscular en estudios ergonómicos

Las señales electromiográficas que se capturan con sensores superficiales consisten en la suma ponderada de las contribuciones eléctricas de las unidades motoras activas. Una unidad motora es la unidad de movimiento funcional más pequeña, y consiste en una neurona motora y el grupo de fibras musculares que inerva. La representación eléctrica de las unidades motoras activas, y por consiguiente de las señales electromiográficas superficiales, contiene información acerca de las características y la fisiología de dichas unidades motoras: tamaño, patrón de disparo, patrón de activación, tipo y estado de las fibras musculares... [17]. Además, las señales electromiográficas superficiales están relacionadas con la generación de fuerza, y pueden ser usadas para adquirir conocimiento sobre en qué situaciones las unidades motoras son activadas, lo que permite aprender sobre el comportamiento neuronal del cuerpo humano.

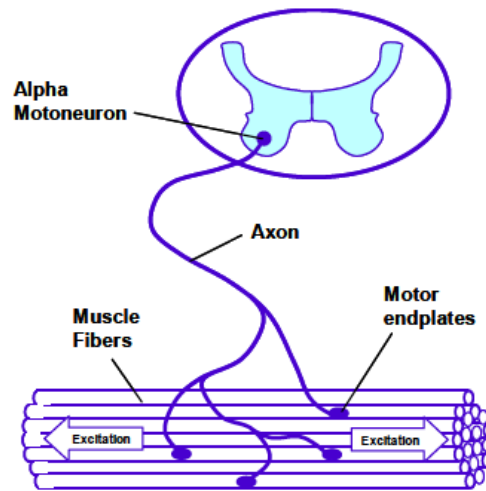


Figura. 2-5. Proceso de excitación muscular. [18]

Las señales EMG nacen de las acciones potenciales. Cuando el nivel de excitación que el usuario genera supera un valor dado, se producen unas reacciones químicas que provocan que el potencial cambie activamente de  $-80\text{mV}$  a  $+30\text{mV}$  por un instante. Es en este momento en el que la acción potencial se distribuye por las fibras musculares en todas direcciones, incluso entrando dentro de dichas fibras a través de un sistema tubular [18].

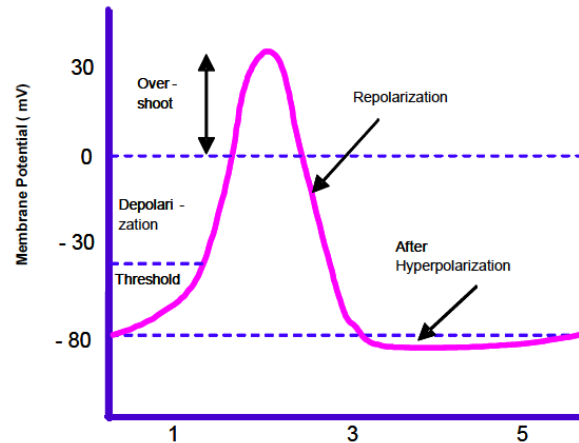


Figura. 2-6. Etapas de la generación del potencial. [18]

Las acciones potenciales de las unidades motoras (MUAPs) son el más fundamental de los elementos de una señal electromiográfica. Estas MUAPs están formadas por el sumatorio de las acciones potenciales de cada una de las fibras que conforman un músculo, las cuales se propagan a través de las fibras musculares, aunque pertenezcan únicamente a una unidad motora. El origen de las acciones potenciales es la fluctuación del sodio y el potasio alrededor de la membrana celular, lo que genera una acción potencial intracelular que crea una corriente entre las membranas. Como resultado entonces de la orden de disparo que una neurona motora envía, se genera dicha acción potencial en la unión neuromuscular, la cual normalmente se encuentra alrededor del punto medio de la fibra, y se propaga por el resto del músculo y tejido existente hasta llegar al sensor sEMG.

El disparo de las acciones potenciales de cada fibra que conforman un MUAP se produce prácticamente a la vez, y la forma de las señales que el sensor captura depende en gran medida de las características de la unión neuromuscular, el grosor de las fibras musculares, las características químicas de cada fibra, la fatiga que tengan estas, y, como no, la distancia de la fibra al sensor superficial que registra las MUAPs. Dado que las unidades motoras más grandes general MUAPs de mayor amplitud, y que los tejidos actúan como un filtro paso-bajo, las unidades motoras más grandes y que están más cerca del sensor son las que contribuyen en mayor manera a la amplitud y frecuencia capturadas mediante los sensores sEMG.

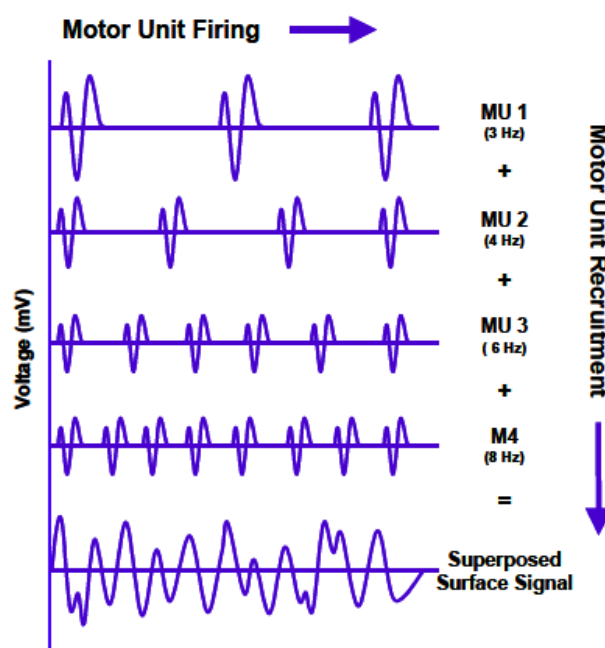


Figura. 2-7. Disparo de unidades motoras. [19]

Los disparos de las MUAPs no son estrictamente periódicos, sino que siguen una distribución Gaussiana. Con niveles de contracción bajos, la frecuencia puede ser tan baja como de unos pocos pulsos por segundo, mientras que dicha periodicidad normalmente aumenta cuando la activación es mayor, llegando a valores típicos de 30 pulsos por segundo. Además, a mayor nivel de activación muscular, el número de unidades motoras activadas es también mayor.

Tradicionalmente, una señal electromiográfica superficial es registrada como la diferencia entre dos electrodos (ya sea con configuración bipolar o unipolar) que se han situado en la piel justo sobre el músculo que se activa y cuya información se quiere extraer. Dichos electrodos suelen ser colocados en la dirección de las fibras, teniendo en cuenta la localización tanto de la zona de inervación como de tejidos no musculares como tendones. La diferencia entre los potenciales de ambos electrodos es amplificada y filtrada, existiendo también configuraciones que utilizan múltiples canales con varios electrodos que permiten un mayor detalle en las señales capturadas.

Las unidades motoras individuales tienden a tener formas consistentes cuando provienen de personas en buen estado de salud y sin fatiga previa, pudiendo considerarlas como cuasi-deterministas. La amplitud de las señales sEMG está generalmente en el rango de los milivoltios pico a pico. Y el espectro de frecuencia suele encontrarse en un rango aproximado entre 10 y 500Hz, con la energía dominante típicamente entre 20 y 150Hz. El espectro de una señal sEMG está influenciado principalmente por dos aspectos: en frecuencias bajas (5-40Hz) por la tasa de disparo de las unidades motoras, y en frecuencias altas (>40Hz) por la forma de cada una de las MUAPs [14]. La frecuencia de muestreo se suele fijar en 1 o 2 kHz, y para evitar el *aliasing* de las señales que no son EMG sino ruido indeseado, de acuerdo con el teorema de *Niquist* se filtran las componentes por encima de los 500Hz [20].

Los músculos que se encuentra en el cuerpo humano constan de 2 tipos distintos de fibras: fibras de contracción lenta (tipo I) y fibras de contracción rápida (tipo II) [21]. Estas últimas a su vez se dividen en fibras de tipo IIa y tipo IIb. Su proporción depende de tipo de músculo y de la condición del sujeto, ya que no es la misma si son personas deportistas, sedentarias o sufren de alguna lesión.

- **Tipo I:** estas fibras son pequeñas, se activan despacio y utilizan el metabolismo aeróbico para producir energía. Pueden trabajar durante periodos de tiempo largos y son muy resistentes a la fatiga.
- **Tipo IIa:** estas fibras se pueden considerar como intermedias entre las de tipo I (lentas) y las de tipo IIb (rápidas). Su tamaño es mediano y utilizan tanto el metabolismo aeróbico como el anaeróbico para producir energía. Su activación es más rápida que las de tipo I y pueden generar contracciones más rápidas. No pueden trabajar más de 30 minutos, ya que se ven afectadas por la fatiga más rápidamente que las de tipo I.
- **Tipo IIb:** estas fibras son las clásicas fibras rápidas. Son de un tamaño grande y utilizan el metabolismo anaeróbico para producir energía. Su activación es más rápida que las demás, pero sólo pueden trabajar durante unos minutos.

En cuanto a las contracciones, normalmente se identifican 3 tipos de contracciones diferentes [21]:

- **Concéntrica:** el músculo se acorta, y suceden cuando la tensión es mayor que la carga
- **Isométrica:** el musculo se mantiene sin modificaciones, ya que no hay movimiento, y la tensión es igual que la carga.
- **Excéntrica:** el músculo se estira, siendo la tensión más pequeña que la carga.



Por su parte, los músculos se pueden dividir en 3 grupos de acuerdo con su contribución al movimiento:

- **Músculos agonistas:** son los primeros que se mueven, iniciando el movimiento, y generan la mayor parte de la fuerza.
- **Músculos sinergistas:** asisten a los músculos agonistas, generando menos fuerza pero contribuyendo al control del movimiento.
- **Músculos antagonistas:** actúan en oposición al movimiento, y proporcionan la fuerza de estabilización durante el movimiento.

Un ejemplo típico de músculo agonista y antagonista serían el bíceps y el tríceps.

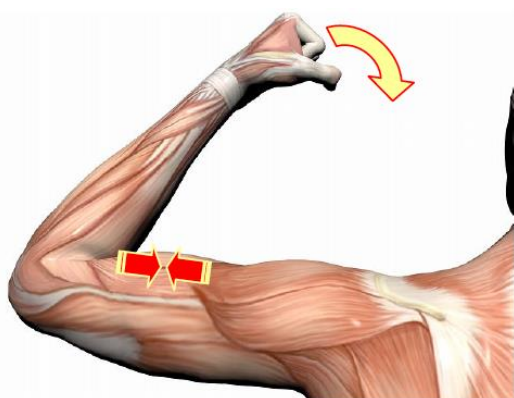


Figura. 2-8. Flexión del codo. [21]



Figura. 2-9. Extensión del codo. [21]

**Flexión del codo:** el bíceps es el músculo agonista y se acorta (contracción concéntrica), haciendo que el antebrazo se mueva. El tríceps es el antagonista, extendiéndose (contracción excéntrica) y su única función es estabilizar el movimiento proporcionando una fuerza opuesta al bíceps y la gravedad.

**Extensión del codo:** en esta ocasión es el tríceps el músculo agonista, acortándose y haciendo que el antebrazo se extienda. El bíceps se comporta como músculo antagonista, y estabiliza el movimiento generando fuerza opuesta al tríceps y a la gravedad.

El movimiento se produce cuando tanto el músculo agonista como el sinergista se contraen, al mismo tiempo que el antagonista está relajado. Sin embargo, la gravedad puede tener también un papel activo en el movimiento e incluso ser la principal fuente de movimiento en términos de fuerza.

Como parte de la correcta comprensión del funcionamiento muscular, es interesante también conocer la localización de la zona de inervación. La inervación muscular es la acción por la que el sistema nervioso ejerce su control sobre los músculos para su correspondiente movimiento. Esto se produce en una zona del músculo, y posteriormente las unidades motoras se van activando

progresivamente. Conocer la localización de dicha zona es muy importante al adquirir una señal sEMG bipolar, por lo que hay recomendaciones propuestas en la literatura para evitarla en la colocación de los electrodos. Sin embargo, las sustanciales diferencias entre sujetos en cuanto a la localización de la zona de inervación hacen que las recomendaciones generalmente aceptadas para la captura de datos sEMG tengan limitaciones [22-24].

#### 2.4. Modelos matemáticos musculares para simulación

A lo largo de la historia se han desarrollado modelos tratando de describir de la mejor manera posible la complejidad que se esconde dentro de un músculo del cuerpo humano. En este sentido, una de las aproximaciones más interesantes ha sido la de elaborar un modelo en tiempo real que describa las complejas dinámicas del brazo y que permita la realización de experimentos en tiempo real con la participación de sujetos reales [25]. Anteriormente se habían llevado a cabo aproximaciones en las que la simulación de la dinámica del brazo del sujeto se había realizado mediante un modelo de dinámica directa que describía las complejas dinámicas de la activación y contracción de los músculos, así como las características no lineales de estos y el acoplamiento del esqueleto al musculo [26]. En la dinámica directa se especifican las activaciones de los músculos o las excitaciones neuronales, y matemáticamente se describe cómo esas señales se convierten en movimiento. Esto se explica en la siguiente figura, donde  $u$  es el vector de entradas neuronales,  $F$  son las fuerzas musculares,  $L$  es la longitud del músculo,  $T$  los pares articulares, y  $\ddot{\theta}$  las aceleraciones articulares. La integración de las variables de estado a lo largo del tiempo permite simular la trayectoria del movimiento basándose en las excitaciones neuronales que se han introducido como consigna.

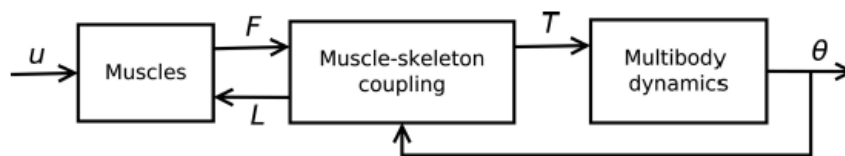


Figura. 2-10. Diagrama de bloques de las fases de simulación de un modelo músculo-esquelético. [26]

- En el primer bloque se describe el modelo del músculo en el que se transforma la excitación neuronal a fuerza muscular para cada parte de este.
- El segundo bloque trabaja en el acoplamiento del esqueleto muscular, pasando de tener fuerzas musculares a pares articulares.
- El tercer bloque trata de convertir los pares articulares en aceleraciones que se aplican en los segmentos inerciales en que está formado el modelo, que serían los equivalentes a los huesos del cuerpo humano.

Sin embargo, la simulación de dinámicas directas mediante métodos numéricos explícitos necesita que el tiempo de paso durante la simulación sea muy pequeño, lo que hace que el procesamiento sea lento y en ningún caso se pueda acercarse al tiempo real [27]. Para solventar este problema se ha tratado de desarrollar nuevos modelos musculares que permitan hacer simulaciones en tiempo real y reproduzcan de la mejor manera posible el funcionamiento de los músculos reales. Uno de los más exitosos consistió en la creación de un brazo virtual que pudiera simular las complejas dinámicas musculares y articulares en tiempo real, utilizando para ello un método implícito basado en funciones de Rosenbrock de primer orden, consiguiendo llegar a simulaciones más rápidas incluso que el tiempo real, con la misma precisión que métodos explícitos más lentos [25].

El modelo muscular en el que se basan en dicho trabajo es el clásico modelo de Hill [28], que se representa en la figura siguiente. Dicho modelo está formado por un elemento contráctil (CE), que representa las fibras musculares; el elemento elástico paralelo (PEE) representa las propiedades pasivas de las fibras musculares y el tejido que las rodea; y el elemento elástico serial (SEE) representa el tendón y cualquier tejido elástico en el propio músculo que está situado en serie con las fibras musculares [28].

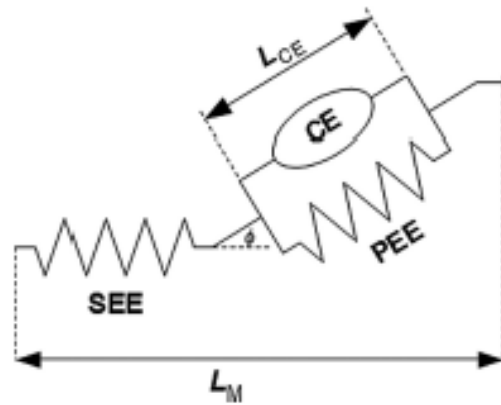


Figura. 2-11. Modelo muscular de Hill de 3 elementos. [28]

La ecuación de estado de la contracción muscular representa el balance de fuerzas entre los elementos del modelo muscular:

$$(F_{active} + f_{PEE}(L_{CE})) \cos \phi = f_{SEE}(L_M - L_{CE} \cos \phi) \quad (1)$$

donde  $L_{CE}$  es la longitud del elemento CE,  $L_M$  es la longitud del músculo,  $\phi$  es el ángulo de penación [29], y  $F_{active}$ ,  $f_{PEE}$  y  $f_{SEE}$  son las fuerzas en CE, PEE y SEE respectivamente.

Las ecuaciones dinámicas que controlan el movimiento contienen todas las variables de estado, tanto los ángulos  $q$  como las velocidades angulares  $\dot{q}$ , de acuerdo a la siguiente fórmula:

$$M(q)\ddot{q} + B(q, \dot{q}) + C(q)\tau = 0 \quad (2)$$

El primer término representa los efectos inerciales, con  $M$  siendo una matriz de masa de  $n \times n$  siendo  $n$  el número de variables de estado. El segundo término incluye los efectos de las fuerzas de corioris y centrífuga, gravedad, ligamentos y fuerzas de rozamiento. El último término representa el efecto de los momentos angulares  $\tau$  a través de una matriz de coeficientes  $C$  de las mismas dimensiones que la matriz  $M$ .  $\tau$  es la suma de los momentos angulares pasivos [27], tanto musculares como los que proceden de un ligamento o del rozamiento entre diferentes elementos.

La precisión del método implícito está demostrada en [27], donde la misma simulación fue realizada utilizando dos métodos diferentes: el método implícito de Rosenbrock y un método explícito Runge-Kutta de segundo orden. En dicha simulación, con un tiempo de paso de 3ms para el método implícito el resultado fue más rápido que el tiempo real, mientras que el tiempo de paso utilizando por el método explícito fue de 2μs. En cambio, si se tiene en cuenta que el tiempo de paso utilizado por uno es 1500 veces mayor que el otro, el error RMS en los ángulos de la articulación fue de únicamente 0,11°. En dicho trabajo se realizaron diferentes simulaciones para estudiar el comportamiento con diferentes tiempos de paso entre 0,05 y 6ms, siempre con la premisa de no provocar inestabilidad, y se demostró que el error RMS entre ambos métodos aumentaba con mayores tiempos de paso, pero en ningún caso llegando a superar los 0,2°.

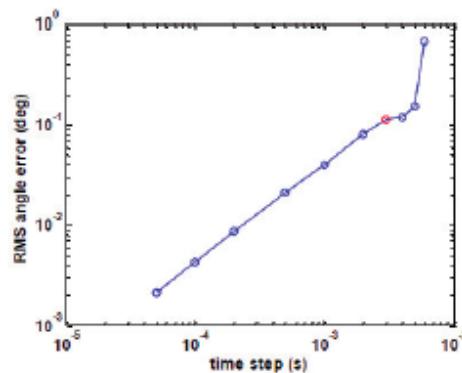


Figura. 2-12. Resultados ante cambios en el tiempo de paso. [27]

## 2.5. Sensores EMG

La captura de señales EMG puede ser hecha a través de diversas técnicas, siendo la más habitual la utilización de electrodos, ya sean superficiales o internos. La principal ventaja de los sensores superficiales es que el sujeto apenas es consciente de su colocación, pero detectan varias unidades motoras al mismo tiempo, siendo imposible identificar la acción potencial de un único músculo. Cuando se necesitan los datos de una fibra muscular en concreto, es necesario emplear electrodos internos, los cuales se introducen dentro del paciente recogiendo las señales EMG directamente de las fibras musculares [30].

Entre los sensores superficiales, existen dos tipos distintos:

- Electrodo seco: estos electrodos generalmente cuentan con un preamplificador incluido para intentar subsanar la alta impedancia entre el electrodo y la piel.



Figura. 2-13. Sensor EMG superficial. [http://www.brainclinics-products.com]

- Electrodo húmedo: este tipo de electrodos dispone de un gel electrolítico que hace de interfaz químico entre la piel y el electrodo. Normalmente son electrodos de un único uso, aunque también se encuentra reutilizables, y están disponibles en tamaños y formas diferentes. En general, son más fáciles de aplicar y fijar que los electrodos secos, y se mueven menos cuando el sujeto realiza movimientos, haciendo que la varianza debida a los cambios en la distancia entre el electrodo y el músculo sean menores.



Figura. 2-14. Sensores EMG húmedos. [http://www.brainclinics-products.com]

Una solución mucho más precisa es la de utilizar electrodos internos. Estos proporcionan una señal EMG procedente directamente de las fibras musculares, pero requieren de una actuación invasiva en el paciente. Entre estos electrodos internos, se pueden diferenciar dos tipos:

- Electrodo de aguja: son principalmente empleados en fisioterapia. La señal EMG se va analizando al mismo tiempo que se introduce el electrodo, de forma que se pueden identificar funcionamientos anómalos que indiquen daño muscular o nervioso. El proceso se debe repetir varias veces, ya que la información EMG que capturan es muy local.

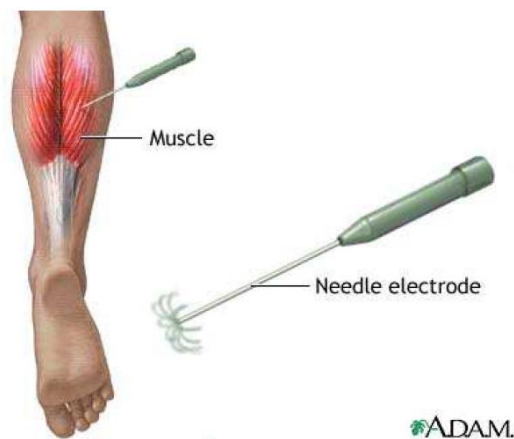


Figura. 2-15. Sensor EMG de aguja. [<http://www.nlm.nih.gov>]

- Electrodo de cable fino: estos electrodos pueden ser quirúrgicamente implantados en el músculo, teniendo que ser hecho por profesionales, y son extremadamente sensibles. Su radio de acción es muy reducido, permitiendo el acceso a tejido muscular profundo. Permiten la captura de señales EMG procedentes de una única fibra muscular, sin que apenas les afecte el *crossstalk*.

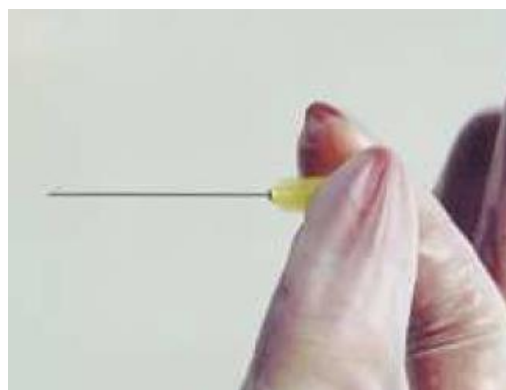


Figura. 2-16. Sensor EMG de cable fino. [<http://www.emgsrus.com>]

Tal y como se ha comentado, para poder descomponer las señales electromiográficas en sus correspondientes unidades motoras, la mejor solución es la utilización de sensores internos que capturan directamente la señal de las fibras musculares. Sin embargo, y dados los claros inconvenientes de esta solución, se ha trabajado en la captura de señales electromiográficas mediante sensores superficiales [31, 32]. Este tipo de captura de señales EMG no fue muy efectiva cuando se empezó a utilizar hace años. Había limitaciones en el número de unidades motoras (entre 3 y 6) y en la intensidad de las contracciones (entre un 5% y un 9% de la máxima contracción voluntaria). Sin embargo, posteriores avances han conseguido desarrollar un sistema que permite identificar unidades motoras a partir de señales electromiográficas capturadas mediante sensores superficiales, llegando a trabajar con 30-40 unidades motoras y contracciones en todo el rango de la máxima contracción voluntaria, llegando a precisiones superiores al 95% [33-35].

El algoritmo al que se hace referencia primero descompone una señal que se sabe que está formada por un número desconocido de MUAPs, cada una de ellas con unas características únicas. La condición de que las acciones potenciales de diferentes MUAPs tienen formas únicas se extrae del hecho que el espacio entre el sensor y las fibras que genera dichas acciones potenciales es único para cada una de ellas. El algoritmo a continuación trata de identificar el mayor número de patrones de MUAPs, de la manera más precisa posible, para finalmente asociar dichos patrones a las diferentes acciones potenciales que se observan en la señal. Para ello se necesitan señales adquiridas a través de diferentes canales, de forma que la misma acción potencial tiene una firma eléctrica diferente en cada uno de ellos. Esto permite que el algoritmo de descomposición identifique las diferentes acciones potenciales al tener varias representaciones de un mismo evento [33].

El algoritmo se divide en dos partes: fase IPUS (Integrated Processing and Understanding) y fase IGAT (Iterative Generate and Test) [36]. La primera fase consiste en tres elementos: creación de los patrones de MUAP, asociación de dichos patrones con la señal EMG, y actualización de la base de datos de patrones de MUAP para su aprendizaje automático. Para la identificación de patrones se extraen formas de las zonas cercanas a los picos de la señal EMG, y cuando se tiene un número suficiente se preparan para la comparación. A continuación, se clasifica la señal de acuerdo con dichos patrones con un clasificador *Maximum a posteriori* [37], y finalmente se actualiza la base de datos de acuerdo a los nuevos patrones obtenidos e identificados. La fase IGAT del algoritmo es la que identifica cualquier patrón de la base de datos que es detectado en las complejas superposiciones que hay dentro de la señal EMG. Se considera identificación positiva si la forma de la señal EMG y la del patrón con el que se compara es superior al 20%, y este proceso se repite para toda la señal y toda la base de datos de patrones.

La precisión media a la que se ha llevado dicho algoritmo en la literatura es de un 95,2%, llegando al 100% en ocasiones, y se ha podido identificar la tasa de disparo de entre 30 y 40 unidades motoras (ocasionalmente se ha llegado a 50) en señales procedentes de contracciones isométricas de fuerza constante.

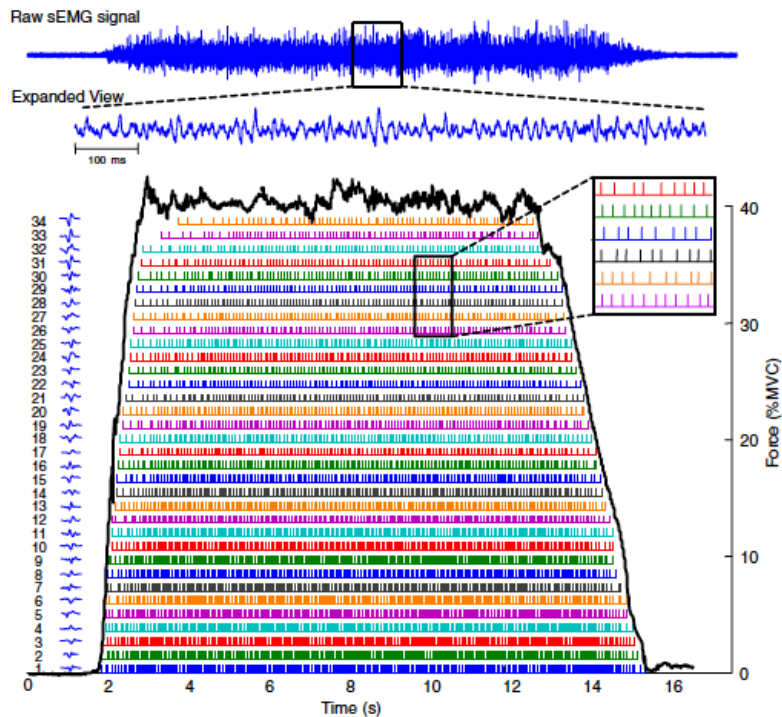


Figura. 2-17. Gráfico con las diferentes acciones potenciales identificadas de una señal EMG. [38]

## 2.6. Captura de señales EMG

Una vez se conoce un poco más de las señales EMG y cómo se generan en el cuerpo humano, hay que registrarlas para poder trabajar posteriormente con ellas. En este sentido, cualquier intento de trabajar con señales electromiográficas tiene que tener en cuenta 4 dificultades o problemas importantes que presentan todas las señales de estas características [33]:

- Superposición de acciones potenciales de diferentes unidades motoras.
- Rango dinámico grande de las amplitudes a lo largo de las acciones potenciales de diferentes unidades motoras de interés.
- Cambio en la forma de las diferentes acciones potenciales de cada unidad motora (proveniente del ligero movimiento entre el sensor y las fibras musculares y/o de procesos intracelulares).
- Similitud de formas en diferentes momentos de la longitud de la señal entre acciones potenciales de diferentes unidades motoras.



Las complejidades comentadas se observan mejor en la siguiente figura:

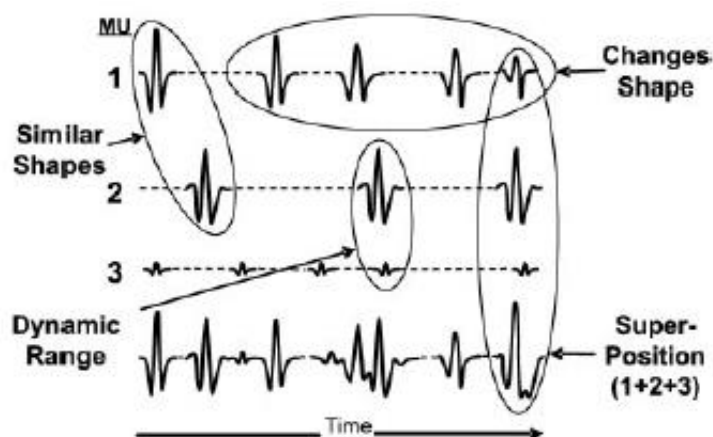


Figura. 2-18. Muestras de las dificultades más típicas al capturar señales EMG. [33]

Estas complejidades se acentúan aún más en el caso de señales electromiográficas superficiales. En la siguiente imagen se muestra comparadas dos señales electromiográficas ante el mismo movimiento, pertenecientes al músculo tibial anterior, pero adquiridas de diferente manera: una con un sensor electromiográfico superficial, y la otra con un sensor de aguja introducido 1cm debajo del sensor superficial.

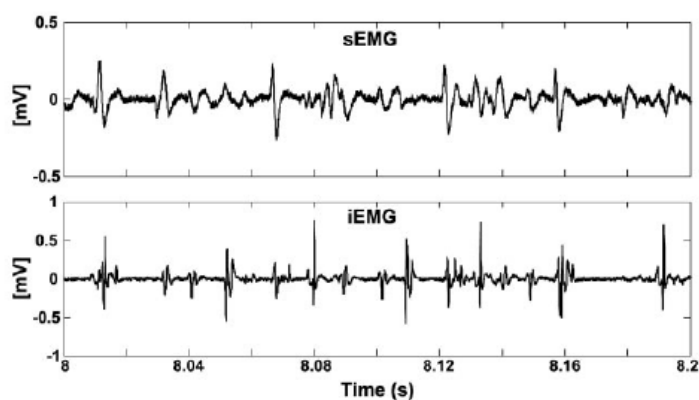


Figura. 2-19. Comparación de señales EMG capturadas superficial e internamente con una MVC de 30%. [33]

Se observa a simple vista que la señal procedente del sensor superficial contiene mucho más ruido, el cual impide disponer de la señal EMG en exclusiva, además de otros inconvenientes para su correspondiente análisis:

- El sensor superficial adquiere registros de más unidades motoras que el de aguja, por lo que aquellas unidades motoras con amplitudes pequeñas serán descartadas como ruido.

- Las acciones potenciales parecen ser similares en forma y amplitud cuando se observan los datos provenientes de sensores superficiales, ya que al estar los sensores más lejos de las fibras, el rango dinámico que se registra es mucho menor.
- La superposición cuando se analizan señales superficiales es mucho mayor. Esto es causado por el tejido que hay situado entre el sensor y el origen de las acciones potenciales, el cual actúa como filtro, y entre otras cosas provoca que aumente la duración de las acciones potenciales haciendo que se superpongan entre sí.

La señal electromiográfica pura u original que capturan los sensores antes de ser filtrada, se asemeja a lo que se observa en la siguiente imagen obtenida a partir de 3 contracciones estáticas del bíceps braquial:

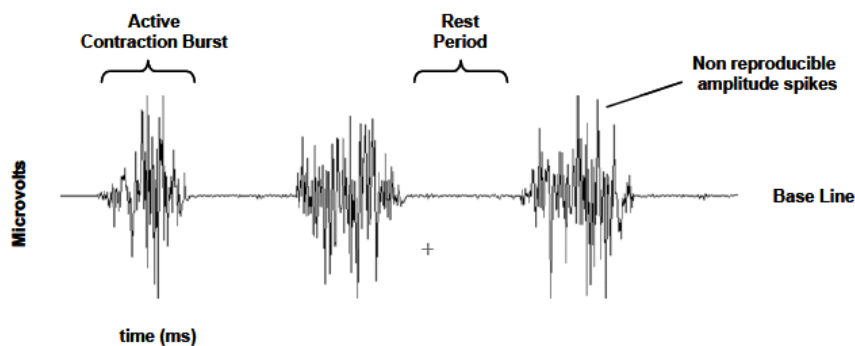


Figura. 2-20. Identificación de las partes de una señal EMG. [33]

Cuando el músculo está relajado, se puede observar una línea basal relativamente libre de ruido. La presencia o ausencia de ruido cuando no hay activación muscular depende de los factores ya comentados anteriormente, y debe permanecer por debajo de los 3-5  $\mu\text{V}$ .

En su camino de las membranas musculares hasta los sensores, las señales EMG pueden ser influenciadas por diversos factores externos que alteren su forma y características. A modo de resumen, los más importantes son los siguientes [15]:

- Características del tejido: el cuerpo humano es un buen conductor eléctrico, pero desafortunadamente la conductividad varía en función del tipo de tejido, del grosor de este, de la temperatura y de cambios fisiológicos. Estas condiciones pueden cambiar de manera significativa entre diferentes sujetos, e incluso dentro del mismo sujeto, por lo que la comparación directa de señales EMG no es posible sin un procesamiento previo.
- Interferencia fisiológica (*crosstalk*): los músculos situados cerca de aquel cuya señal EMG se quiere capturar producen una cantidad significativa de EMG que es detectada por los electrodos. Este hecho se conoce típicamente como *crosstalk*, y no suele exceder el 10%-15% del contenido total de la señal. Sin embargo, es importante tenerlo en cuenta,

especialmente en aquellos casos en los que se capturen señales de músculos cercanos al corazón, ya que las señales electrocardiográficas son detectadas por los sensores EMG.

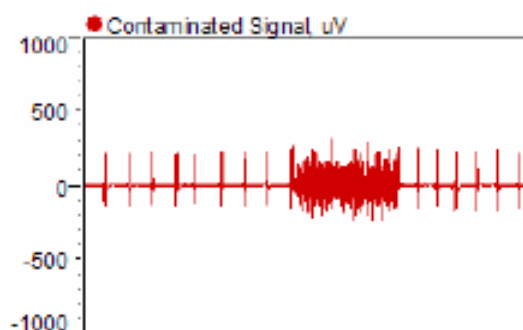


Figura. 2-21. Señal EMG con mucha interferencia de la señal ECG. [15]

- Cambios en la geometría entre el músculo y el electrodo: al realizar los movimientos cuyas señales EMG quieren ser capturadas, la distancia entre el electrodo y el punto exacto de captura es modificada. Este problema es inherente a cualquier captura de movimientos dinámicos, y se debe tratar de reducir al máximo.
- Ruido externo: hay diferentes fuentes de ruido externo que pueden afectar a la calidad de la señal EMG capturada, las cuales deben ser reducidas en la medida de lo posible.
- Electrodo y amplificadores: la selección de unos electrodos y amplificadores de una calidad suficiente permitirán reducir el ruido en la línea basal de las señales capturadas.

Un elemento importante en la captura de señales EMG es el amplificador diferencial, el cual detecta las diferencias de potencial entre los electrodos y elimina parte del ruido externo que afecta a la señal. Normalmente se emplean preamplificadores, los cuales están montados en los propios cables o junto a los electrodos, y en este último caso se les denomina electrodos activos. La principal ventaja de estos últimos es que se amplifica la señal inmediatamente después de capturarla, haciendo que la transferencia de esta sea a un valor de resistencia bajo, el cual la hace menos sensible a los movimientos de los dispositivos. Una señal EMG que no haya sido amplificada tiene valores típicos de unos pocos  $\mu\text{V}$  en las fibras musculares, y de 2-3 mV cuando los electrodos las leen en la piel. La amplificación de la señal suele ser de una ganancia entre 500 y 1000 [15].

Otro aspecto a tener en cuenta es la frecuencia de muestreo del convertidor A/D. Para poder traducir el espectro de frecuencia completo de una señal, la frecuencia de muestreo debe ser al menos del doble de la máxima frecuencia esperada en la señal, de acuerdo con el teorema de muestreo de *Nyquist*, para evitar el *aliasing*. Para las señales EMG, su espectro se localiza entre los 10 y los 250Hz, por lo que se recomienda una frecuencia de muestreo de, al menos, 1000Hz [39].

Además de estos electrodos, es también importante la colocación de un electrodo neutro de referencia por cada sujeto. Típicamente se selecciona una zona cercana al músculo cuya señal EMG

se quiere capturar, pero que no se ve eléctricamente afectada en la medida de lo posible, como por ejemplo un hueso que sea accesible desde la piel y que no tenga tejido que impida el contacto directo.

Una de las estrategias más importantes a la hora de preparar un análisis EMG relevante y su posterior interpretación, es la estandarización y el control de los factores que influyen los movimientos y posiciones del ejercicio. Sin entender y controlar las características dinámicas del movimiento en sí, es prácticamente imposible interpretar la información EMG. Los factores más importantes que deben ser considerados y estandarizados son [15]:

- **Posición angular (ejercicios estáticos):** el ángulo y la longitud del músculo influyen directamente en la amplitud de la señal EMG, ya que el músculo activo se mueve debajo de los electrodos y la mecánica muscular cambia al modificarse la distancia entre el electrodo y las fibras musculares (además de otros aspectos biomecánicos).
- **Rango de movimiento (ejercicios dinámicos):** en analogía al factor anterior, un rango de movimiento variable incrementa significativamente la variabilidad de la señal capturada, debiendo ser adecuadamente estandarizado.
- **Velocidad del movimiento (ejercicios dinámicos):** cualquier ciclo de repetición implica aceleración y frenado constantes. Una mayor velocidad provoca una mayor aceleración lo que hace que se activen más unidades motoras por unidad de tiempo, lo que finalmente resulta en niveles de inervación y contracciones no constantes.
- **Carga o resistencia:** la carga (o ausencia de esta) debe estar controlada y ser constante en todo momento. Sin este factor controlado, la comparación de diferentes ejercicios o pruebas de fatiga no pueden ser completadas con suficiente precisión.
- **Duración y repeticiones:** una vez se supera el 30% de la intensidad de inervación de la MVC, la duración de la contracción estática o la cantidad de repeticiones dinámicas deben ser considerados como un factor importante a controlar.
- **Estado preliminar:** la condición del metabolismo y del sistema nervioso central, así como la fatiga y el momento del día, deben ser considerados como un factor de variabilidad incontrolada.

## 2.7. Espacio entre electrodos

Tal y como se ha comentado anteriormente, las señales EMG superficiales capturadas mediante sensores situados sobre la piel contienen la actividad eléctrica que se origina en el músculo que se contrae y cuya información es objeto de estudio, así como las señales EMG que se propagan por el tejido y proceden de la activación de músculos vecinos, además del ruido de base inherente en el sistema de captura y la interfaz piel-electrodo. A la interferencia procedente de la activación de otros músculos se le conoce como *crosstalk*, y provoca una distorsión en la señal del músculo cuya información se quiere capturar, haciendo que la interpretación del tiempo de activación y de la magnitud de la fuerza desarrollada pueda ser equivocada. La amplitud de la señal de *crosstalk*

detectada se ha documentado alcanzando un 16% de la señal capturada [40, 41]. Este grado de contaminación que produce el *crosstalk* es particularmente problemática en el proceso de caminar para pacientes con espasticidad, pero afecta enormemente en cualquier actividad que incluya la coactivación de varios músculos [42].

Los factores que más influyen en la cantidad de *crosstalk* detectado son el espacio entre los electrodos sEMG, y la localización exacta del electrodo en la superficie del músculo. Es evidente que un sensor colocado en el borde de la superficie del músculo se verá afectado por más *crosstalk* que otro situado en el centro del mismo, por lo que la mejor localización para los sensores electromiográficos superficiales es la zona llamada “vientre muscular” [14, 43, 44].

El diseño más extendido de los sensores sEMG consiste en un conjunto de dos electrodos situados muy cerca, de forma que cada uno de ellos detecta un potencial a través de la piel. Estos dos potenciales se restan y amplifican, consiguiendo una única señal diferencial, que es más sensible a los potenciales que se general localmente por el músculo más cercano que a los potenciales provenientes de músculos situados más alejados. A medida que el espacio entre electrodos se aumenta, la magnitud tanto de la señal que se quiere capturar como la del *crosstalk* aumenta también, por lo que la distancia entre los electrodos debe ser seleccionada de forma que se maximice la señal que se quiere capturar, y se minimice el ruido [45].

En la literatura existe un informe que es ampliamente reconocido y empleado, elaborado por varios de los mayores expertos en el campo de la electromiografía superficial, y que recibe el nombre de SENIAM (Surface EMG for Non-invasive Assesment of Muscles), en el cual se propone una distancia entre electrodos de 20mm para sensores electromiográficos superficiales bipolares [46]. Esta recomendación está basada en una encuesta llevada a cabo entre los miembros del grupo SENIAM, resultados obtenidos a partir de simulaciones realizadas con modelos matemáticos, y resultados empíricos de experimentos reales [45, 47].

Para elegir el espacio entre electrodos adecuado, es conveniente analizar los estudios ya realizados, en los que se han comparado diferentes configuraciones, desde los 5mm hasta los 40mm, para comparar el comportamiento de las señales electromiográficas superficiales con las diferentes configuraciones. En la siguiente figura se observa que, a medida que la distancia entre los electrodos aumenta, la amplitud de la señal de *crosstalk* aumenta en mayor medida que la señal que se quiere capturar. Esto se debe a la profundidad de las fibras en las que se general las acciones potenciales de las unidades motoras, y a la superposición espacial entre las diferentes unidades motoras que se detectan en la piel [45]. Esto confirma que, a mayor espacio entre electrodos, mayor es la contaminación que el *crosstalk* provoca.

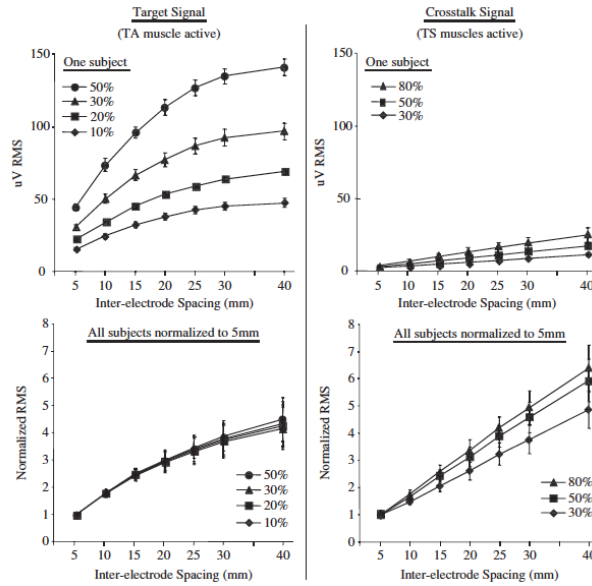


Figura. 2-22. Resultados de modificar la distancia entre electrodos. [45]

En otros estudios se observa la relación entre la señal que se quiere capturar y el *crosstalk*, a medida que se va modificando el espacio entre electrodos desde los 5mm hasta los 40mm, durante contracciones isométricas. El resultado muestra que la configuración en la que el ruido provocado por el *crosstalk* es más pequeño (dentro del *crosstalk* se incluye también el ruido de base) es con una separación entre electrodos de 10mm. La opción de dejar 20mm entre electrodos siempre provoca que la contaminación por *crosstalk* sea mayor, pero si la distancia se reduce a 5mm, la contaminación en la señal también aumenta debido a la dominancia de la componente del ruido de base, cuya amplitud es relevante cuando los niveles de la señal electromiográfica que se quiere capturar son pequeños [48]. Esto se observa perfectamente en la siguiente figura:

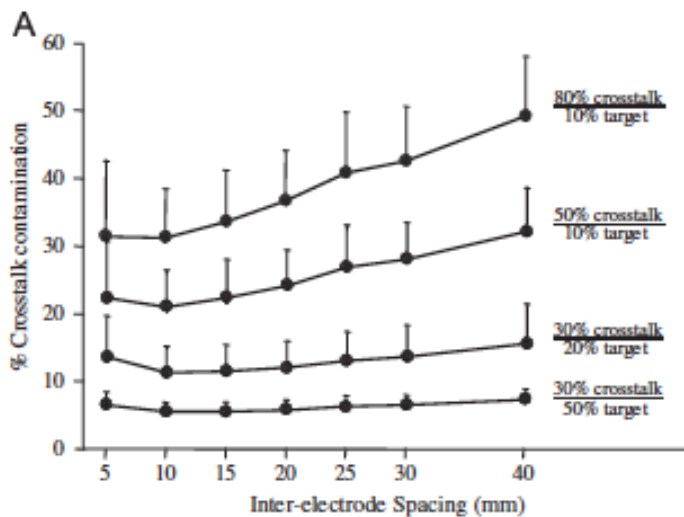


Figura. 2-23. Resultados de buscar la distancia entre electrodos óptima. [48]

## 2.8. Máxima contracción voluntaria (MVC)

Uno de los valores más importantes involucrado en la captura de señales EMG, así como en su posterior procesamiento y análisis, es la máxima contracción voluntaria. Este valor permite establecer el máximo de cada sujeto, de forma que se puedan normalizar las señales y compararlas, aunque procedan de diferentes sujetos. La normalización es de vital importancia si se desea comparar señales EMG procedentes de diferentes sujetos, o incluso en el mismo sujeto para comprar ejercicios realizados con músculos distintos o ejercicios diferentes llevados a cabo por el mismo músculo. Generalmente, la normalización de una señal EMG se realiza dividiendo toda la señal entre un valor de referencia obtenido por el mismo músculo, haciendo que las condiciones que afectan a la señal durante el ejercicio sean mínimos. En la literatura existe un consenso bastante amplio de que un buen valor de referencia para la normalización es aquel que tiene una alta repetitividad, especialmente cuando se trata del mismo sujeto en la misma sesión. La elección del valor de referencia tiene que tener un significado similar para permitir las comparaciones entre individuos, músculos y ejercicios [49, 50].

A pesar de que el método elegido para la normalización es crítico en la interpretación de las señales EMG ya que influye en el patrón y la amplitud de la señal, no existe un consenso suficiente entre la comunidad científica sobre cuál es el mejor de los diferentes métodos disponibles. Los cuatro métodos que principalmente se emplean para normalizar este tipo de datos son [51, 52]:

- La máxima activación de los niveles durante su máxima contracción (MVIC)
- El pico o media de los picos más altos del ejercicio investigado
- La activación de los niveles durante la submáxima contracción isométrica
- La amplitud pico a pico de la máxima onda M (M-max)

En general, sólo el método MVIC puede ser válido para comparar los niveles de actividad muscular, así como los patrones de activación entre músculos, tareas e individuos. El método del pico más alto puede ser utilizado para comparar patrones musculares de activación entre personas, pero no permite comparar los niveles de activación entre músculos, tareas o individuos. El método de contracción isométrica submáxima no compara la actividad muscular entre diferentes individuos, mientras que el método M-max se asocia a una fiabilidad baja, por lo que no se recomienda para el análisis de señales EMG [53].

Para obtener la máxima contracción voluntaria, se recomienda que los sujetos contraigan el músculo cuyos datos se quieren capturar utilizando la máxima fuerza que sean capaces. Esta contracción debe ser repetida en varias ocasiones (típicamente 3 veces), permitiendo un descanso entre las mismas de 3 minutos. Una vez se ha terminado este proceso, el valor máximo que se haya capturado se establecerá como máxima contracción voluntaria (MVC) y permitirá normalizar las posteriores señales a partir de dicho valor [38].

## 2.9. Función del músculo braquiorradial

A partir de lo comentado anteriormente sobre músculos agonistas y antagonistas, se puede comprender rápidamente que en los movimientos de flexión y extensión del antebrazo los músculos empleados principalmente son el bíceps y el tríceps, con sus diferentes partes internas. Sin embargo, hay un músculo que también influye en este proceso y es el braquiorradial.

El músculo braquiorradial se origina en la cresta supracondílea lateral, la cara lateral de la diáfisis del húmero y el tabique intermuscular lateral y se inserta en el aspecto lateral del proceso estiloides del radio [54, 55]. Esto, que puede resultar muy complicado de entender, se comprende fácilmente en la siguiente figura:



Figura. 2-24. Identificación del músculo braquiorradial. [56]

A pesar de su importancia, su función concreta en el movimiento del brazo ha sido históricamente objeto de discusión. La controversia puede ser encontrada ya en 1756 cuando *Chelseden* escribió que "El supinador longitudinal del radio no es un supinador sino un doblador del codo, con una palanca más larga que cualquiera de los dos músculos anteriores, y se preocupa menos de girar el codo en posición supina, que los extensores del carpo, los dedos o los pulgares" [54]. Esto concuerda en parte con estudios mucho más recientes donde por ejemplo utilizaron el análisis de vectores de momento para estudiar los momentos del brazo de los músculos a través del codo en diferentes posiciones del antebrazo. Este modelo calculó que el braquiorradial tiene un momento de pronación cuando el antebrazo se supina, y un momento de supinación cuando el antebrazo es pronado [57].



Posteriormente, se ha utilizado la electromiografía dinámica para estudiar la rotación del antebrazo en posiciones estáticas del codo, y concluyeron que el braquiorradial tiene una actividad electromiográfica mínima cuando no se le aplica carga, y la actividad durante movimientos de supinación es menor que en los de pronación [58]. Uno de los estudios más recientes examinó la función del braquiorradial durante la flexión del codo y la rotación del antebrazo bajo diversas tareas de carga, siempre medida mediante señales electromiográficas. En él se llega a la conclusión de que la activación del braquiorradial durante la flexión del codo es significativamente mayor (23% de la contracción máxima voluntaria) que su activación durante la extensión del codo (11% de la contracción máxima voluntaria). Dicho estudio analiza también si la posición del antebrazo afecta a la activación del braquiorradial (pronación, supinación o neutro) y establece que la función principal del braquiorradial es la de estabilizar el codo durante las actividades de flexión y extensión del codo [56].

## **2.10. Influencia del ángulo de la articulación**

A pesar de que muchos estudios se han centrado en el efecto de la posición en la que se colocan los electrodos superficiales, esto no tiene en cuenta los problemas que se crean por las condiciones dinámicas del movimiento de las articulaciones. Está claro que no todas las localizaciones en la superficie del músculo proporcionan información sobre la señal electromiográfica y variables espectrales de calidad, ya que las propiedades de las señales varían consistentemente si la señal es capturada cerca de la zona de inervación, o entre dicha zona y los tendones [59, 60]. Ya que la amplitud de la acción potencial disminuye en las zonas de inervación y cerca de los tendones, pero sin embargo las variables espectrales aumentan, los electrodos deberían situarse entre la zona de inervación y los tendones, para de esa manera detectar la acción potencial durante su propagación a lo largo de las fibras musculares [61, 62]. Esto puede ser difícil en el caso de músculos con varias zonas de inervación, o músculos muy pequeños. Además, cuando el ángulo de la articulación cuyo movimiento acciona el músculo que se está estudiando cambia, la posición relativa de los electrodos respecto a la zona de inervación varía en el tiempo, lo que también hay que considerar [63, 64].

Estudios disponibles en la literatura han demostrado que la colocación apropiada de los electrodos puede reducir la variabilidad estimada de la amplitud de la señal electromiográfica debida a factores geométricos, llegándose a observar en los músculos vasto medio y lateral un desplazamiento de 10mm de los electrodos en algunos casos [64]. Para estudiar estas situaciones el enfoque más extendido es a través de un análisis espectral de la señal electromiográfica en condiciones dinámicas, prestando mucha atención a las condiciones no estacionarias de la señal [65, 66]. Sin embargo, la localización de los electrodos no ha sido objeto de muchos estudios, y los factores anatómicos afectan a las características de las señales electromiográficas y pueden contribuir a su naturaleza no estacionaria. En el caso de contracciones isométricas, la problemática es resuelta con una correcta situación de los electrodos, por un lado siguiendo las directrices establecidas en la literatura [47], y por otro lado identificando adecuadamente las zonas de inervación y los tendones existentes [67-69].

Se ha demostrado que diferentes posiciones de los electrodos a lo largo de las fibras musculares pueden producir grandes diferencias en las variables de la señal electromiográfica, lo que puede provocar una mala interpretación de la variación de la actividad muscular a lo largo del tiempo

cuando el músculo se mueve debajo de los electrodos. La zona de inervación se utiliza habitualmente como punto de referencia para evaluar el cambio de las fibras musculares debajo de los electrodos que leen la señal. Es evidente que todos los músculos no cambian lo mismo y que la captura de señales electromiográficas superficiales durante contracciones dinámicas es más fácil en algunos casos que en otros, pero además si se producen grandes variaciones en el ángulo de las articulaciones, puede que no haya una localización adecuada para los electrodos que permita capturar la señal con garantías durante todo el movimiento [70]. En estos casos, el uso de una captura multicanal y la selección del par de electrodos adecuada puede permitir evitar las variaciones en la amplitud y los valores espectrales de las señales electromiográficas capturadas.

De todas formas, en la actualidad es todavía complicado identificar claramente si las fluctuaciones resultantes de monitorizar señales electromiográficas durante ciclos enteros de movimientos repetitivos son consecuencia de los cambios en los niveles de activación de las fibras musculares, o se deben a las variaciones geométricas. Además, no hay que olvidar que hay otros elementos de ruido que contaminan la señal capturada, como son el crosstalk o los cambios en el grosor de las capas subcutáneas de la piel, los cuales pueden afectar en mayor o menor medida que los cambios geométricos a las características de la señal capturada. Esto depende en gran medida del sistema elegido para la captura de la señal: filtros, distancia entre electrodos, tamaño y forma de los electrodos...

## 2.11. Filtrado

Las señales electromiográficas superficiales (sEMG) siempre contienen la señal que se origina en el músculo debido a su activación, además de diversas componentes de ruido que son endémicas e inevitables, y se han comentado anteriormente. Este ruido contamina la señal electromiográfica y puede llevar a interpretaciones erróneas de la misma, lo que sucede especialmente cuando se capturan señales mediante sensores superficiales durante contracciones dinámicas.

Además de utilizar métodos efectivos de localización y ajuste de los sensores electromiográficos superficiales a la piel [43, 71], una de las maneras más simples y directas de aumentar la fidelidad de la señal es filtrar tanto ruido como sea posible al mismo tiempo que se retiene la mayor cantidad posible del espectro de frecuencia de la señal electromiográfica deseada. El rango de frecuencias del espectro de las señales electromiográficas que se obtienen con sensores superficiales normalmente abarca entre los 0 y los 400Hz, dependiendo entre otras cosas del espacio entre electrodos, la cantidad de tejido grado existente entre la piel y el tejido muscular, o el tipo de músculo [14]. El ancho de banda es generalmente mayor si el sensor es situado sobre la inserción de las fibras musculares en los tendones o en la zona de inervación del músculo. Sin embargo, dicha localización no es siempre aconsejable debido a que la amplitud de la señal es sensible a esta localización tan precisa [72].

En los valores más altos del espectro de frecuencia de la señal electromiográfica se debe aplicar un filtro paso bajo cuya frecuencia de corte sea la que coincide con el momento en el que la componente de ruido existente en la señal sea mayor que la amplitud de la propia señal. Consecuentemente, es recomendable que la frecuencia de corte del filtro paso bajo se encuentre entre los 400 y los 450Hz

[44]. En cuanto a los valores más bajos del espectro de la señal electromiográfica, la selección de la frecuencia de corte del filtro paso alto es más relevante ya que existen diversas fuentes de ruido cuyos espectros de frecuencia se solapan con los de la señal que interesa. Es por todo ello que la determinación de las características de dicho filtro ha sido objeto de estudio durante las últimas tres décadas, y existen varias teorías al respecto. Las más interesantes son las de la *International Society of Electrophysiology and Kinesiology* [73], que recomienda una frecuencia de corte de 20Hz; la de los *Standars for Reporting EMG Data* [74], cuya frecuencia de corte sugerida es de 5Hz; los requerimientos del *Journal of Electromyography and Kinesiology* que exige una frecuencia de corte de 10Hz para publicar un artículo; o las recomendaciones del *Surface EMG for Noninvasive Assesment of Muscles (SENIAM)* [39], que establece estas directrices en el rango 10-20Hz.

Las recomendaciones del SENIAM están basadas en una encuesta sobre las prácticas de varios laboratorios que trabajan con señales electromiográficas y que fueron identificados a través de la literatura, más que a partir de datos empíricos. Es por ello por lo que sus datos se obtienen a partir de las prácticas de un grupo de laboratorios que fueron seleccionados por los propios autores de SENIAM. Los únicos datos empíricos disponibles [75] recomiendan una frecuencia de corte para el filtro paso alto comprendida entre 15 y 28Hz para la captura y filtrado de señales electromiográficas de músculos faciales. No hay especificaciones para el filtrado de señales electromiográficas de otras partes del cuerpo basadas en datos experimentales empíricos.

Volviendo a los ruidos que afectan a las señales electromiográficas superficiales, hay diversas fuentes de ruido tanto intrínsecas como extrínsecas que pueden contaminarla. Las dos fuentes de ruido extrínsecas provienen de la línea de alimentación que haya en el lugar donde se capturan los datos, y del movimiento de los cables de los sensores que se produce durante las contracciones dinámicas que van a capturar. Ambas pueden ser completamente eliminadas con un diseño adecuado del sistema de adquisición de las señales y utilizando componentes electrónicos diseñados para eliminar estos ruidos. El origen de las señales de ruido intrínsecas también consiste en dos fuentes diferentes: el sistema electrónico de amplificación de la señal (ruido termal) y la interfaz piel electrodo (ruido electroquímico) [76]. Al conjunto de todas estas fuentes de ruido se le denomina ruido basal y es detectado en el momento en que un sensor se adherido a la piel. Existe una fuente de ruido adicional llamada ruido por movimiento del artefacto, que también se genera en el interfaz piel-electrodo, pero que se produce cuando el músculo se mueve por debajo de la piel o cuando un impulso de fuerza viaja a través del músculo y la piel y provoca un pequeño movimiento en el interfaz piel-electrodo. El resultante valor de tensión en función del tiempo entre ambos electrodos puede ser el ruido que más problemas provoque y, por ello, al que más atención hay que prestarle.

De acuerdo con experimentos llevados a cabo en la literatura, la selección de la frecuencia de corte del filtro paso alto depende del músculo y del tipo de movimiento que se vaya a capturar. Para aplicaciones en las que se realicen contracciones isométricas o movimientos comunes y normales, la frecuencia de corte recomendada es de 20Hz. Sin embargo, para capturar movimientos más vigorosos como los que se realizan en el deporte o en aplicaciones clínicas que incluyan pacientes con desordenes motores, la frecuencia de corte deberá ser aumentada por encima de los 20Hz mediante filtros adicionales, a pesar de la pérdida de datos electromiográficos y de la distorsión espectral que pueda aparecer [44]. En el mismo estudio se avisa de que la utilización de frecuencias de corte por debajo de los 20Hz no es recomendable ya que, como se observa en la siguiente figura,

al ver la cantidad de energía que tiene la señal en su dominio de frecuencia se aprecia que por debajo de los 20Hz apenas hay datos.

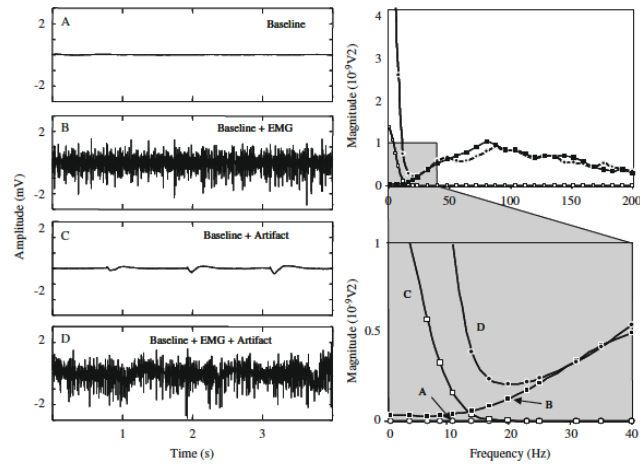


Figura. 2-25. Resultados demostrando la ausencia casi total de energía en el rango por debajo de 20Hz. [44]

Además de lo anterior, los datos contenidos entre los 10 y los 20Hz contienen picos cuya amplitud se corresponde con el valor medio de los valores de disparo de las unidades motoras, y su anchura depende de la desviación estándar de dichos valores de disparo [14, 77]. Los picos fluctúan especialmente durante las contracciones de menor intensidad, momento en el que el valor de disparo de las unidades motoras es más sensible a interferencias externas y ruidos [44]. Consecuentemente, la energía en las señales electromiográficas superficiales por debajo de 20Hz es inestable y no proporciona una contribución confiable al conjunto de la señal.

Cuando existe la limitación de seleccionar una única frecuencia de corte en el filtro paso alto para uso general, el valor de 20Hz permite optimizar la obtención de información proveniente de la señal electromiográfica, sin que esto provoque inestabilidades o afecte al resto del sistema. Este valor además coincide con algunos estudios realizados en la literatura [78], pero difiere de otros que se han analizado anteriormente.

La elección de los parámetros específicos de estos filtros deberá depender también de las características que se quieren extraer posteriormente de la señal sEMG. Dado que estas señales son vulnerables a cambios por factores no-fisiológicos o por el nivel de contracción o su duración, la configuración óptima del filtrado se espera que difiera entre los diferentes sujetos, así como en las diferentes adquisiciones de datos con un mismo sujeto. Por ello, el uso de filtros adaptativos puede ser una buena alternativa a los filtros tradicionales cuando características especiales o concretas quieren ser extraídas [17].

En la electromiografía superficial, el filtrado en el dominio del tiempo es muchas veces separado del filtrado en el dominio espacial. Sin embargo, si el filtrado espacial y el filtrado temporal son reescritos como una combinación lineal de versiones de las señales de entrada retrasadas la una

respecto a la otra en el tiempo, el filtrado espacio-temporal puede pasar de ser tratado como la combinación de la convolución en el dominio temporal y la combinación línea en el dominio espacial, a una única combinación lineal:

$$y(n) = \sum_i a_i (h_i * x_i) = \sum_i a_i \sum_m h_i(m) x_i(n - m) \quad (3)$$

Que tomando  $w_i = a_i h_i$  queda de la siguiente manera:

$$y(n) = \sum_i \sum_m w_i(m) x_i(n - m) \quad (4)$$

Donde  $x_i$  es la  $i$ -ésima señal de entrada, con el filtro en el espacio temporal  $h_i$  y el coeficiente de filtrado espacial  $a_i$  [79].

La amplitud de la señal sEMG es frecuentemente utilizada para evaluar la activación muscular y el nivel de fuerza. Este es el motivo de que la amplitud de la señal es tradicionalmente cuantificada utilizando el RMS y los valores rectificadas y ponderadas. El valor RMS de una señal EMG suele ser un parámetro robusto a la hora de determinar el nivel de activación de un músculo en un instante determinado [80]. Sin embargo, el nivel de activación es raramente constante en el tiempo ni homogéneamente distribuido por el músculo, incluso en contracciones a fuerza constante. Estos cambios espaciotemporales en la activación indirectamente contienen información acerca del proceso de activación de las unidades motoras, y puede incluso proporcionar información de estrategias plausibles de control motor para prevenir la fatiga durante contracciones prolongadas [81, 82].

## 2.12. Análisis de señales

Las señales EMG capturadas y sin haber sido procesadas contienen información muy importante que puede servir para un primer análisis de la inervación de los músculos. Las recomendaciones sugieren la captura de señales sin ningún filtro por hardware, excepto el filtro paso banda del amplificador que es necesario para evitar el aliasing en el muestreo.

Debido a las características intrínsecas de las señales electromiográficas, y aunque no haya un cambio voluntario en el estado de los músculos, estas señales no son estacionarias por ser formadas a partir de la suma de las acciones potenciales de varias unidades motoras [14]. Sin embargo, si se observa únicamente los momentos en los que los valores de la señal son bajos, alrededor de un 20%-30% de la contracción máxima voluntaria, y las contracciones de los músculos tiene una duración corta, entre 20 y 40 segundos, las señales mioeléctricas pueden considerarse como estacionarias en un sentido amplio de la palabra [83]. Por otro lado, las contracciones que alcanzan

entre el 50% y el 80% de la contracción máxima voluntaria provocan fatiga muscular, lo que hace que sean claramente señales no estacionarias [84].

Las fluctuaciones en los parámetros espectrales de las señales mioeléctricas voluntarias son debidas al hecho de tratarse de señales no estacionarias, así como a las variaciones intrínsecas de los estimadores por la naturaleza aleatoria de la señal. Es por ello que la transformada rápida de Fourier (Fast Fourier Transform FFT) así como otros métodos de procesado de señales clásicos pueden no ser apropiados para el análisis de señales mioeléctricas.

Para resolver estas dificultades con la transformada de Fourier y satisfacer la condición estacionaria, es común dividir las señales largas en bloques de corta duración donde el considerar a las señales como estacionarias es posible [85-87]. Esto ya fue propuesto cuando se desarrolló la transformada de Fourier de término reducido (STFT o Short-Time Fourier Transform) [88], a partir de la cual se consiguió que la representación de las señales mioeléctricas en el espectro frecuencial permitiera relacionar de manera muy prometedora la actividad muscular del útero a nivel celular con la señal electromiográfica superficial [89].

Para analizar las señales mioeléctricas durante contracciones dinámicas, existen comparativas entre diferentes métodos tiempo-frecuencia basados en diferentes núcleos, como son el WVD suavizado (distribución de Wigner-Ville), el núcleo cónico, el de interferencias reducidas, y el CWD (distribución de Choi-Williams) [90]. De dichos estudios se extrae que el método de Choi-Williams es el más adecuado para la representación de señales mioeléctricas no estacionarias durante contracciones dinámicas [65]. Sin embargo, la selección de los parámetros de dicho método es crítica y debe ser adaptada para cada señal en concreto.

Recientemente, el método de la transformada *wavelet* ha sido propuesto como una posibilidad de superar las limitaciones de los métodos tiempo-frecuencia tradicionales. Este método actúa como un “microscopio matemático” en el que se pueden observar diferentes partes de las señales simplemente ajustando el enfoque, lo que permite la detección de componentes de corta duración dentro de la señal. Matemáticamente, se parte de la base del método STFT, en el que se extiende la aplicabilidad del método de la transformada de Fourier dividiendo la señal de entrada en segmentos, pudiéndose asumir la señal en cada segmento como estacionaria [88]. La STFT para una señal  $x(t)$  puede ser expresada de la siguiente manera, donde  $W(t)$  es la función ventana y  $*$  representa el conjugado complejo:

$$STFT_x(t, \omega) = \int W^*(\tau - t)x(\tau)e^{-j\omega\tau}d\tau \quad (5)$$

Sin embargo, para su aplicación a la transformada wavelet se reemplaza la frecuencia mediante una operación de escalado temporal. Dada la señal de entrada  $x(t)$ , la transformada wavelet continua se define como:

$$CWT_x(a, b) = \int x(t)\psi_{a,b}^*(t)dt \quad (6)$$

En la anterior ecuación,  $a > 0$  representa el parámetro escala,  $b \in \mathcal{R}$  representa el parámetro traslación (escalado temporal), y  $\psi_{a,b}(t)$  se obtiene escalando  $\psi(t)$  un tiempo  $b$  y una escala  $a$ .

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (7)$$

Cabe destacar que cuando  $a$  incrementa su valor, la función  $\psi_{a,b}$  se convierte en una versión más estrecha del prototipo, la cual puede ser útil para el análisis de los componentes de baja frecuencia de la señal. Por otro lado, cuando el parámetro escala es pequeño, la función  $\psi_{a,b}$  es comprimida, siendo entonces adecuada para analizar los componentes de alta frecuencia.

Para su aplicación más sencilla, se han desarrollado paquetes de la transformada de wavelet, que permiten realizar un mejor análisis adaptado a la señal [91-93]. También se compararon métodos de transformación tiempo-frecuencia con *wavelet* discreta para analizar señales mioeléctricas durante contracciones mantenidas, resultando en que las estimaciones espectrales basadas en la transformada discreta *wavelet* tienen un menor error cuadrático medio que aquellos basados en los métodos de Fourier para señales mioeléctricas reales [94].

Así, durante contracciones dinámicas el análisis espectral debe ser utilizado con mucho cuidado porque el número de unidades motoras activas cambia, la posición de los electrodos respecto a las fibras musculares activas no es siempre la misma, la relación geométrica entre los electrodos y la zona de inervación varía, las fibras musculares no son siempre del mismo tamaño... Todos estos factores, junto con los cambios en la velocidad de conducción de las fibras musculares que provoca la fatiga, hacen que las señales mioeléctricas sean menos estacionarias. De los resultados que se muestran se extrae que el método CWT proporciona un mejor comportamiento estadístico que el resto de los métodos de análisis tiempo-frecuencia con los que se compara con, utilizando señales simuladas, por lo que sería conveniente utilizar dicho método con señales reales [83].

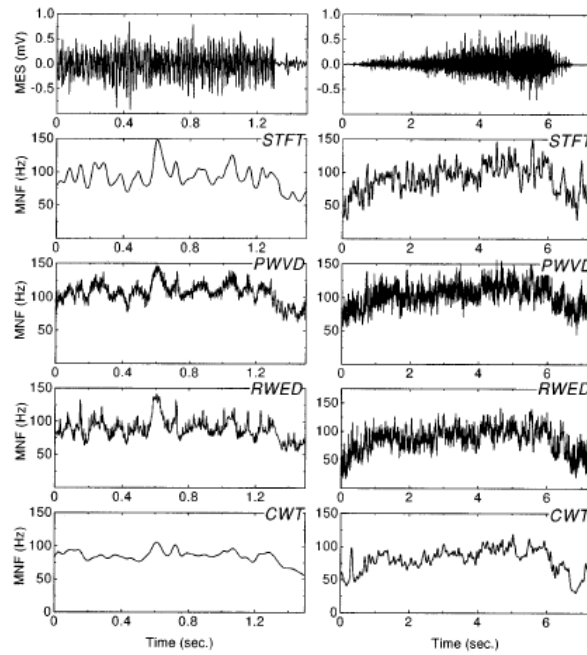


Figura. 2-26. Resultados de los diferentes métodos tiempo-frecuencia. [83]

Procesamientos típicos de las señales EMG para su posterior análisis y extracción de características son los siguientes [15, 83]:

- **Rectificado:** en un primer lugar, todas las amplitudes negativas son convertidas a positivas, de forma que los parámetros de amplitud estándar como la media o la amplitud pico a pico se mantienen en la curva.

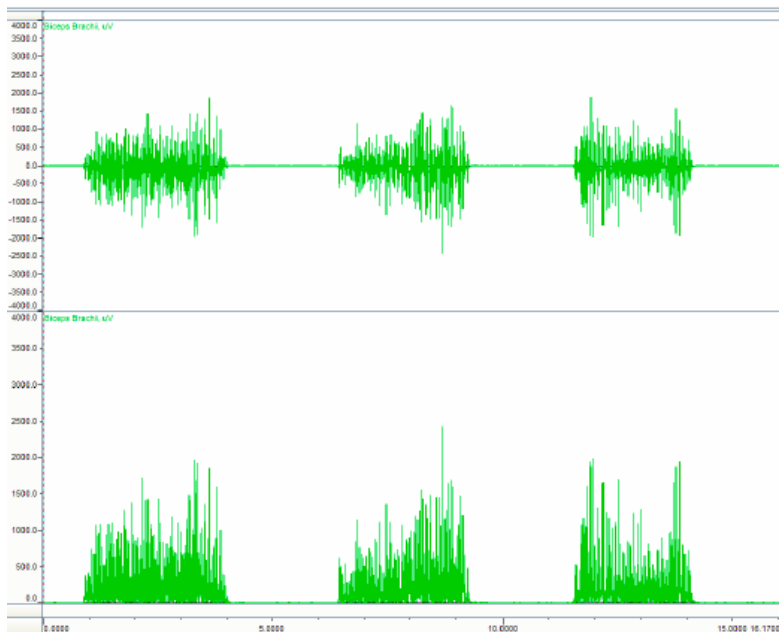


Figura. 2-27. Rectificado de una señal EMG. [15]



- **Suavizado:** como ya se ha comentado, el patrón de ruido que afecta a las señales EMG es aleatorio, ya que el conjunto de unidades motoras cuyas acciones potenciales llegan a los electrodos cambia constantemente durante los ejercicios dinámicos que el sujeto realiza. El resultado de esto es que una misma señal EMG no puede ser capturada en dos ocasiones diferentes, aunque el sujeto realice la misma acción. Sin embargo, para evitar esto se minimiza la parte no reproducible de la señal mediante algoritmos de suavizado digital, los cuales hacen que la parte principal de la señal sea destacada. El método más empleado para ello es el de la media cuadrática (RMS - Root Mean Square), el cual refleja el poder medio de la señal [14, 95].

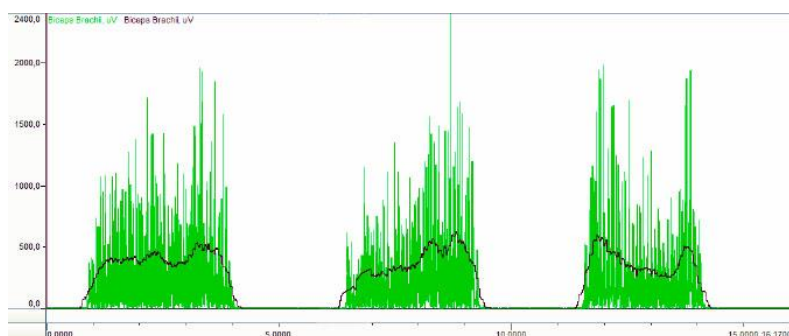


Figura. 2-28. Suavizado de una señal EMG. [15]

- **Normalización:** uno de los principales retos de cualquier análisis de señales EMG es que la amplitud está fuertemente influenciada por las condiciones del experimento. Esto quiere decir que el valor puede variar mucho en función de la localización del electrodo, del sujeto e incluso del día en el que se haga la captura. Una solución para tratar de subsanar esta incertidumbre en escala de  $\mu\text{V}$  es la normalización de las señales a un valor de referencia, como por ejemplo es el de la máxima contracción voluntaria (MVC) de un movimiento de referencia. La idea básica es la de “calibrar” el valor de amplitud utilizando para ello una unidad de relevancia fisiológica, en este caso el valor que proporciona la capacidad máxima de inervación.

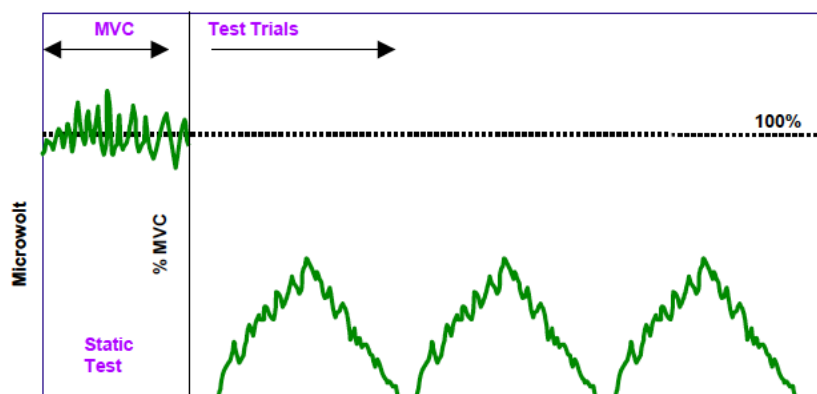


Figura. 2-29. Normalizado de una señal EMG. [15]

Típicamente, las contracciones para obtener el valor de contracción máxima voluntaria se realizan contra una resistencia estática. Para conseguir llegar al máximo, es importante que todos los elementos implicados en el ejercicio estén perfectamente estabilizados y sujetos. Lógicamente, en el caso de pacientes que no pueden realizar estas actividades para calcular su MVC existen otros métodos de normalización que pueden ser considerados, pero este se considera el más eficiente.

La prueba de MVC debe ser realizado de manera separada para cada músculo que se va a investigar. El primer paso es identificar un ejercicio y posición que permita una inervación máxima efectiva. Para las extremidades, normalmente se emplean actividades aisladas en las que se usa una sola articulación, sin llegar a los extremos del rango de movimiento. Tras una secuencia inicial de calentamiento, el sujeto debe empezar a aumentar la fuerza, llegando a la máxima en unos 5 segundos, y manteniéndola durante otros 3 segundos hasta el momento de volver el relax. Esto se debe repetir en varias ocasiones, dejando tiempo suficiente para el descanso del músculo. La máxima contracción voluntaria no se calcula como un único pico ya que esto podría provocar variabilidad en los resultados.

Uno de los principales beneficios de la normalización basada en MVC es la estimación del esfuerzo neuromuscular empleado o necesitado para una tarea o ejercicio concreto. Al nivel de  $\mu\text{V}$ , es imposible estimar la demanda neuromuscular porque estos datos están demasiado influenciados por las condiciones de captura de una señal individual. Sin embargo, los datos normalizados a partir de la MVC proporcionan información entendible de la capacidad a la que el músculo ha trabajado, cuán efectivo ha sido en el músculo un entrenamiento o cuánta demanda ergonómica exige una tarea a un trabajador. El otro beneficio significativo de la normalización basada en MVC es que se referencia toda la señal EMG a un valor estandarizado, pudiéndose comparar directamente señales procedentes de diferentes sujetos, músculos o ejercicios.

### **2.13. Selección y extracción de características**

Una vez se tienen las señales EMG filtradas y disponibles para su procesamiento, hay que analizar las características de estas. Para ello, existen diferentes enfoques y técnicas que utilizar, y a continuación se van a comentar varias, en concreto las que han resultado más interesantes para el desarrollo del control del exoesqueleto.

#### **2.13.1.**

**A**

#### **nálisis en el dominio del tiempo**

El análisis en el dominio del tiempo fue el primer método utilizado para analizar las señales EMG. Dado que este método sólo tiene en cuenta los datos en el dominio del tiempo, no aprovecha toda la información disponible. Las características más comunes en este tipo de análisis son: integral del valor absoluto (IAV – Integral of Absolute Value), paso por cero (ZC – Zero Crossing),

varianza (VAR), longitud de onda (WL – Waveform Length) y cambios en la pendiente (SSC – Slope Sign Changes).

Como consecuencia de la naturaleza estocástica de las señales EMG, un modelo autorregresivo (AR) puede ser empleado también para la extracción de características en combinación con los métodos mencionados anteriormente. Posteriormente, los coeficientes AR y el resto de los parámetros obtenidos pueden introducirse como entrada en cualquier tipo de clasificador que controle el movimiento de una prótesis [96].

A pesar de que la funcionalidad de este método se ha probado en multitud de ocasiones en la literatura, diversos estudios han mostrado que la eficacia es en ocasiones menor que si el análisis se hace usando técnicas basadas en el dominio del tiempo-frecuencia. Además, estas técnicas son menos sensibles al ruido que las basadas en el dominio del tiempo [97]. Sin embargo, una gran ventaja del dominio del tiempo es la velocidad de computación, ya que se consiguen tiempos de procesamiento mucho menores, lo que implica menores costes de producción. Todo esto se puede comprobar a partir de los datos extraídos de la literatura:

	TIME-FREQUENCY DOMAIN		TIME DOMAIN
	Method 1	Method 2	
CLASSIFICATION ACCURACY (%)	91,38	89,92	84,96
COMPUTATION TIME (MS)	3,781	18,594	0,109

Tabla 2-1. Comparativa de métodos de análisis. (97)

### 2.13.2.

#### nálisis de Fourier

A

Al aplicar análisis de Fourier al procesamiento de señales EMG, el método más común es la transformada de Fourier de tiempo corto (STFT – Short-Time Fourier Transform). Teóricamente, las soluciones basadas en el análisis de Fourier no están optimizadas para el procesamiento de señales EMG ya que se asume que estas señales son estacionarias. No obstante, se llevan aplicando desde hace mucho tiempo con gran éxito [98].

Diversos estudios han probado que un enfoque basado en el dominio del tiempo-frecuencia es más efectivo al trabajar con señales EMG, probándose por ejemplo que la transformada Wavelet (un método basado en el dominio tiempo-frecuencia) es más útil para este tipo de aplicaciones [99, 100].

**2.13.3.****A****nálisis *Wavelet***

Una *wavelet* se puede interpretar como una onda cuya amplitud que oscila brevemente, empezando en cero y creciendo para volver a decrecer hasta cero otra vez. Este tipo de señales resultan muy útiles para resaltar ciertos aspectos de una señal, ya que a través de la convolución se pueden combinar una señal y una *wavelet* básica. Si esta señal *wavelet* básica es seleccionada adecuadamente, resonará con ciertos valores de la señal que se está analizando, resaltando las propiedades que se consideran interesantes [101].

La transformada *wavelet* es una técnica usada para dividir una señal en diferentes *wavelets*. La transformada continua *wavelet* de una señal se puede expresar de la siguiente manera:

$$X_{\omega}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (8)$$

En esta ecuación  $\omega(t)$  (una función continua en el dominio del tiempo y de la frecuencia) es la señal *wavelet* que es empleada como función origen para todas las *wavelets* derivadas que son versiones escaladas de la primera. En general, una transformada *wavelet* de mayor orden resulta en mejores aproximaciones a la señal [102].

En la práctica, la transformada *wavelet* (discreta y continua) ha probado ser un método muy adecuado para la extracción de características en el análisis de señales EMG. El uso de dicha transformada para esto es un enfoque popular ya que puede manejar señales no estacionarias y también señales rápidas transitorias.

Si se observa detenidamente la señal EMG, se puede interpretar que es el resultado de la suma de versiones escaladas y retrasadas de una única señal prototipo. Esta teoría es válida para identificar acciones potenciales a través un análisis *wavelet*, especialmente dado que la forma de la señal *wavelet* de gorro mexicano es similar a la forma de una señal EMG unipolar. Este tipo de *wavelet* permite también detectar múltiples acciones potenciales en presencia de ruido blanco, lo que es un problema en señales EMG superficiales ya que la señal *wavelet* esparce el ruido a lo largo del plano temporal [103].

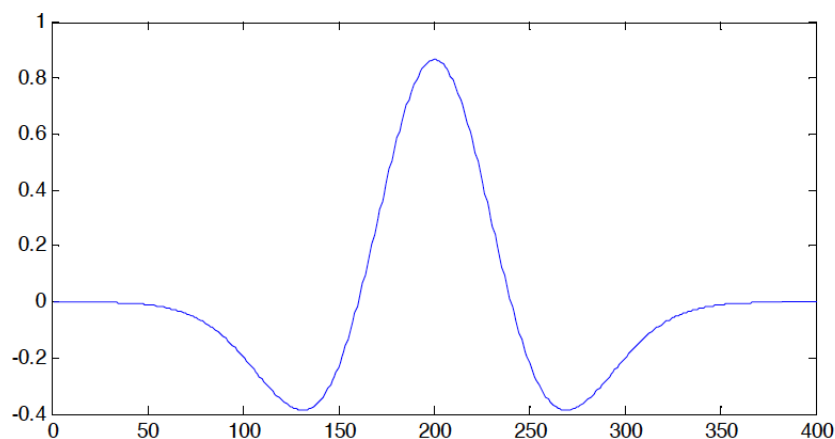


Figura. 2-30. Gráfica de una señal wavelet de gorro mexicano. [103]

La razón por la que la señal *wavelet* de gorro mexicano es útil en la detección de múltiples acciones potenciales puede ser explicada por la similitud entre una MUAP unipolar y la derivada de segundo orden de una distribución gaussiana, la cual es prácticamente idéntica a dicha *wavelet* de gorro mexicano [104].

#### 2.13.4.

#### Principal Componente Analysis (PCA)

P

El teorema de *Karhunen-Loeve* transforma una señal (proceso estocástico) en la combinación lineal infinita de funciones ortogonales, y resulta de gran utilidad para la extracción de características. De alguna manera, este teorema es similar a la transformada de *Fourier*, la cual transforma la señal en una serie de funciones sinusoidales. Sin embargo, el teorema de *Karhunen-Loeve* utiliza como base funciones ortogonales en lugar de sinusoidales, las cuales vienen determinadas por la función de covarianza del proceso y los coeficientes son valores aleatorios [105].

La expansión en variables aleatorias no relacionadas se conoce también como la expansión o descomposición *Karhunen-Loeve*, y su versión empírica, en la que se usan valores de muestra, es más conocida como Principal Component Analysis (PCA). Al usar esta técnica se asume que se tienen datos de alta dimensión en un cierto subespacio, tal y como se representa en la siguiente figura:

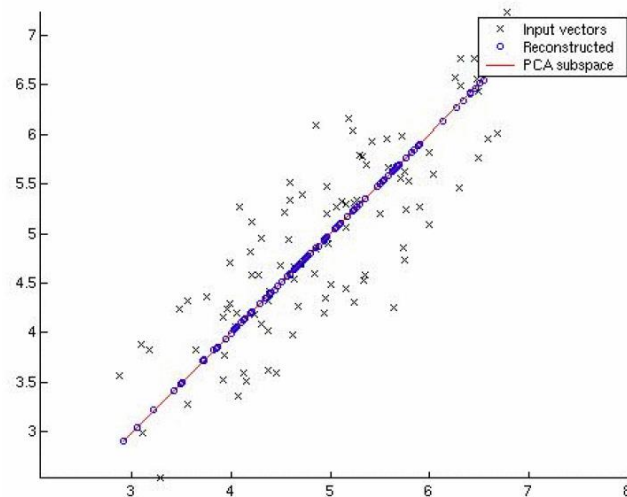


Figura. 2-31. Subespacio PCA. [http://cmp.felk.cvut.cz]

El uso de PCA es una técnica interesante para el reconocimiento de patrones ya que reduce el número de coeficientes necesarios para una representación de características efectiva, descartando los términos con varianzas pequeñas. Una vez se tiene construido el subespacio PCA, se proyectan los valores que se desean comparar y se mide la distancia entre ellos. De esta forma, cuanto más cerca están los unos de los otros, más relacionados están entre sí. El único problema es si se tienen demasiados valores ya que aumenta el proceso computacional [106].

### 2.13.5.

A

#### grupamiento K-Means

El agrupamiento o *clustering* es la asignación de un conjunto de muestras en un subconjunto llamado *cluster*, de forma que las muestras en el mismo *cluster* sean similares de alguna manera. Este *clustering* se considera una forma de aprendizaje no supervisado y se emplea en diferentes campos, entre los que está el reconocimiento de patrones, lo que lo hace una solución interesante para el análisis de señales EMG [107].

Dado que la mayoría de las técnicas requieren determinar la cantidad de *clusters* antes de ejecutar el algoritmo, se han desarrollado diversas técnicas para estimar un valor significativo. Además, un paso importante es la medición de distancia, ya que determinará cuán similar son dos objetos [108].

En el aprendizaje automático, se aplica a menudo un algoritmo de *clustering* llamado k-mean. Este algoritmo divide “n” muestras en “k” *clusters* diferentes, basándose en la media más cercana. Posteriormente busca los centros de los *clusters* creados, llamados centroides, donde la suma de las distancias a todos los objetos en dicho *cluster* sea minimizada. En otras palabras, se asigna cada muestra al *cluster* cuyo centro esté más cerca, al mismo tiempo que esté lo más lejos posible del resto de *clusters* [109].

Para ello, los pasos a seguir son los siguientes:

1. Se elige el número de *clusters* “k”
2. Se generan aleatoriamente dichos *clusters* y se determinan sus centros
3. Se asigna cada punto al centroide más cercano
4. Se vuelven a calcular los centroides
5. Se repiten los pasos 3 y 4 hasta que se cumple el criterio de convergencia.

Como se ve, el algoritmo de clustering k-means es un algoritmo iterativo que minimiza la suma de las distancias de cada objeto a su centroide. Se mueven los objetos entre *clusters* hasta que la suma no puede ser reducida más, de forma que cada *cluster* va a ser compacto y estará lo más separado de los demás [110-112]. A continuación, un ejemplo de este tipo de algoritmo:

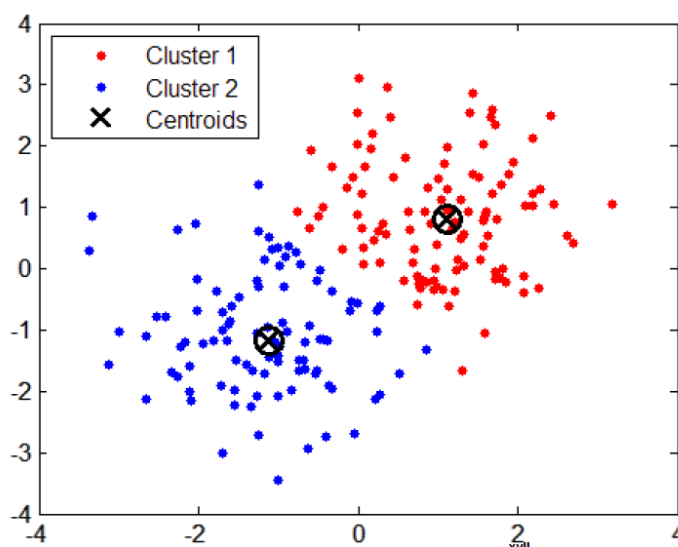


Figura. 2-32. Dos clusters de datos separados aleatoriamente. [http://www.mathworks.com/]

## 2.14. Descomposición de señales EMG

Una señal electromiográfica está compuesta por las acciones potenciales de grupos de fibras musculares, los cuales se estructuran en unidades funcionales llamadas unidades motoras. Estas señales pueden ser detectadas mediante sensores situados en la superficie de la piel o con sensores de aguja que se introducen directamente en el tejido muscular. Cuando únicamente dos o tres unidades motoras están activas en la zona del sensor, es normalmente posible identificar visualmente la mayor parte de las acciones potenciales de las unidades motoras ya que la incidencia de la superposición entre las diferentes unidades motoras es relativamente baja. Sin embargo,

cuando la señal electromiográfica contiene las actividades de cuatro o más unidades motoras, las acciones potenciales de cada una de ellas son indistinguibles a simple vista ya que la incidencia de la superposición entre dos o más acciones potenciales de unidades motoras es mucho mayor y las formas de estas pueden llegar a ser muy similares [113].

El concepto de la descomposición de señales electromiográficas se explica en la siguiente figura:

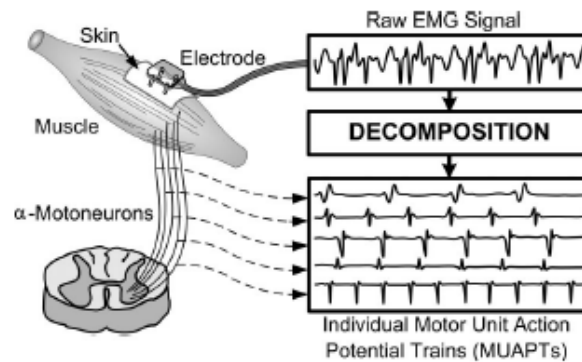


Figura. 2-33. Diagrama de descomposición de una señal EMG. [113]

Una señal electromiográfica descompuesta proporciona toda la información disponible en la señal completa. La información temporal permite obtener una completa descripción del intervalo entre los pulsos, tasa de disparo y características de la sincronización. La morfología de las formas de las acciones potenciales de las unidades motoras provee también concerniente a la anatomía y la salud de las fibras musculares [113].

A lo largo de las últimas cuatro décadas ha habido numerosos y diferentes aproximaciones a la extracción de las acciones potenciales de la actividad neuronal y muscular. A finales de los años 60 se realizaron diferentes estudios basados en computación para intentar identificar las acciones potenciales individuales y reducir los tiempos de actividad neuronal mediante discriminación a través de formas [114-117]. No fue hasta una década más tarde cuando comenzaron a aparecer las primeras aplicaciones para separar las señales electromiográficas [118, 119]. Durante las últimas dos décadas también ha habido importantes intentos en este campo [120, 121]. Sin embargo, todos estos trabajos y técnicas desarrolladas que han conseguido identificar unidades motoras individuales dentro de una señal electromiográfica capturada, y obtener información fisiológica de interés, han utilizado sensores que se introducían en el tejido muscular. Estos sensores tienen una gran desventaja que viene dada por su naturaleza invasiva.

Sin embargo, se han realizado también investigaciones en la identificación de unidades motoras individuales a partir de sensores electromiográficos superficiales. La principal desventaja que tienen estas señales es que, debido a su captura mediante un sensor superficial que se adhiere a la piel, la complejidad de la señal electromiográfica es mucho mayor. Ha habido estudios que han tratado de descomponer una señal electromiográfica superficial desde hace más de tres décadas, ya que obviamente su utilización para aplicaciones no clínicas en el campo del estudio del control motor es muy interesante [122]. Un gran avance consiguió descomponer cinco unidades motoras



que se superponían entre sí, las cuales habían sido obtenidas mediante un procedimiento secuencial por patrones, altamente dependiente del usuario. Dichas señales provenían de un sensor de 128 canales que había capturado movimiento a un 5% de la contracción máxima voluntaria del sujeto [123]. Más recientemente, se han utilizado diferentes técnicas de procesamiento de señales para afrontar este problema, pero en todos ellos se estaban capturando señales electromiográficas procedentes de movimiento inferiores al 10% de la contracción máxima voluntaria, además de no medir la precisión directamente y asumir formas estacionarias de las acciones potenciales de las unidades motoras [79, 124]. También se ha conseguido automatizar estas técnicas, llegando a desarrollar un procedimiento que descompone automáticamente un número de hasta 10 unidades motoras procedentes de simulación, pero únicamente hasta 3 unidades motores en caso de señales electromiográficas reales, además de que no trabaja con acciones potenciales superpuestas [31]. Uno de los últimos avances ha consistido en un algoritmo semiautomático de descomposición que extrae la tasa de disparo media de hasta dos unidades motores procedentes de señales electromiográficas detectadas con un conjunto de electrodos superficiales, aunque únicamente con señales EMG simuladas [125].



## CAPÍTULO 3

---

### APORTACIONES CIENTÍFICAS

3.1 - BRAZO ROBÓTICO Y SISTEMA DE ADQUISICIÓN

3.2 - CONTROL HÍBRIDO

3.2 - SENSOR TÁCTIL DE PRESIÓN

3.4 - ACTUADORES SMA

3.5 - BASE DE DATOS DE SEÑALES EMG

3.6 - RELACIÓN ENTRE EMG Y EL ÁNGULO DE LA ARTICULACIÓN



### 3. APORTACIONES CIENTÍFICAS

#### 3.1. Brazo robótico y sistema de adquisición

##### 3.1.1. Órtesis de brazo

Tal y como se ha comentado anteriormente, como base de trabajo se ha empleada una órtesis de brazo activa propiedad de la UPV/EHU y que se encuentra en el laboratorio de investigación del Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática de la Escuela Universitaria de Ingeniería de Vitoria-Gasteiz. Dicha órtesis puede moverse aproximadamente  $90^\circ$ , entre los  $90^\circ$  y los  $180^\circ$ , lo que se puede observar claramente en las siguientes imágenes:

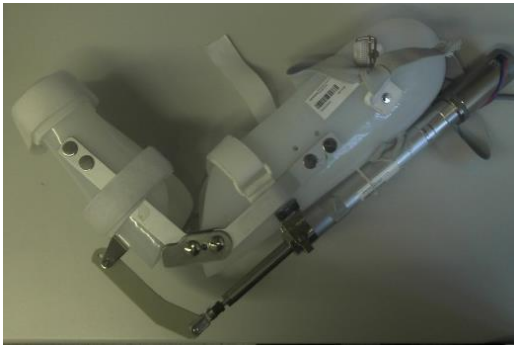


Figura. 3-1. Órtesis en la posición mínima ( $90^\circ$ ).

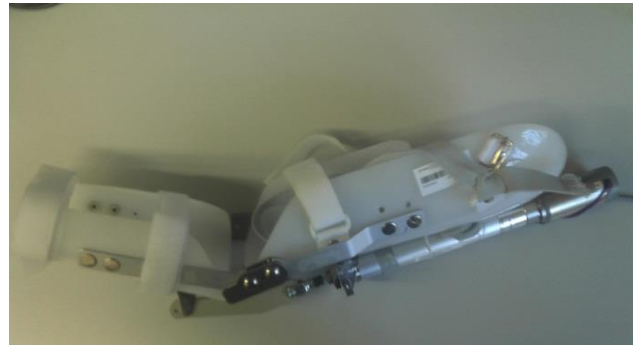


Figura. 3-2. Órtesis en la posición máxima ( $180^\circ$ ).

El movimiento de la órtesis es generado por dos actuadores lineales que controlan la extensión y flexión del codo. Dichos actuadores son actuadores “Firgelli Miniature Linear Motion Series L12”, los cuales son de diseño axial y proporcional suficiente potencia con una sección transversal rectangular para aumentar su rigidez.

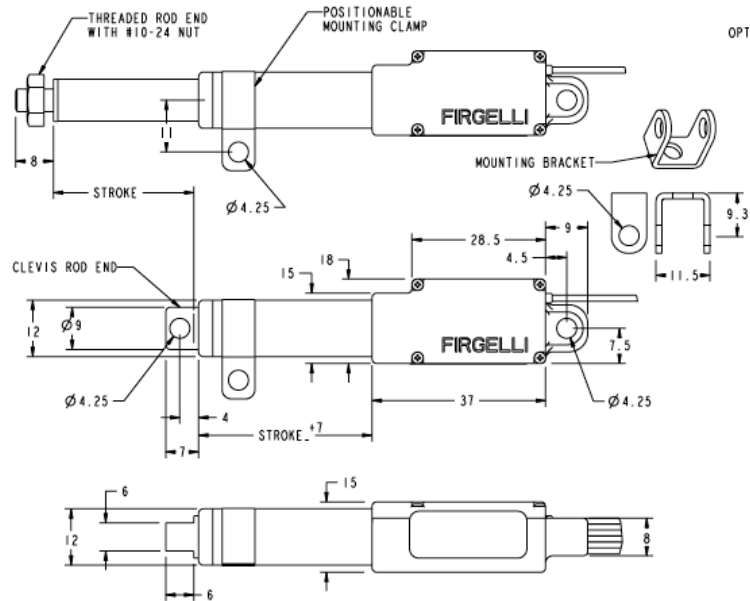


Figura. 3-3. Dimensiones del actuador, extraído de la hoja de características.  
 [http://www.firgelliauto.com]

Estos actuadores están diseñados para empujar o tirar de cargas a lo largo de toda su longitud. La velocidad de desplazamiento viene determinada por el engranaje del actuador y la carga o fuerza que el actuador tiene que mover en un momento dado. Cuando el actuador deja de recibir alimentación, detiene su movimiento y mantiene su posición hasta que la fuerza aplicada supera la fuerza de retroceso, momento en el que el actuador se moverá. Para más información, está disponible la hoja de características de estos actuadores en la web del fabricante.

### 3.1.2. Sensores EMG superficiales

Para la adquisición de las señales EMG del bíceps y del tríceps, se ha utilizado el sistema Biometrics SX230. Este sistema contiene todos los elementos necesarios, incluyendo la ganancia y la pre-amplificación deseadas para reducir al máximo el ruido del sistema de adquisición. Los electrodos se conectan a una unidad principal de amplificación Biometrics K800, a través de cualquiera de los canales analógicos disponibles. Los electrodos de este sistema son de tipo superficial y secos, por lo que se recomienda utilizar gel electrolítico para mejorar la conductividad entre el sujeto y el electrodo y que las señales adquiridas sean de la mayor calidad posible.

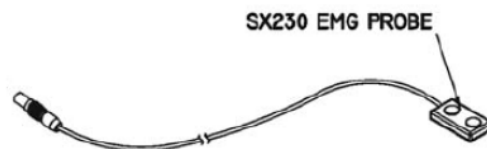


Figura. 3-4. Electrodo para captura de sEMG. [http://www.biometricsltd.com]

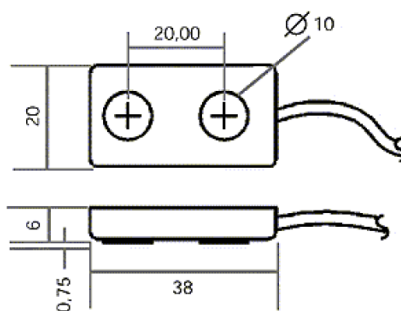


Figura. 3-5. Dimensiones del electrodo para captura sEMG. [http://www.biometricsltd.com]

El sistema de amplificación K800 proporciona un método sencillo y fácil de usar para capturar señales procedentes de diferentes sensores, y hacer que todas ellas estén disponibles para su monitorización y captura a través de una tarjeta de adquisición de datos estándar. Este sistema está formado por dos elementos: la unidad principal y una unidad auxiliar o “unidad de sujeto”. Los sensores se conectan a la unidad auxiliar, la cual tiene 8 amplificadores instrumentales y proporciona la alimentación a los sensores. Posteriormente, esta unidad digitaliza y discretiza las señales, haciéndolo lo antes posible para minimizar las posibles interferencias, y las envía a la unidad principal, la cual vuelve a convertir las señales en analógicas. Finalmente, estas señales están disponibles para su conversión por parte de una tarjeta de adquisición de datos, o incluso su visualización a través de la pantalla LCD que tiene la unidad principal K800.

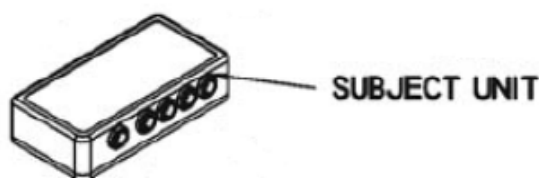


Figura. 3-6. Unidad de sujeto. [http://www.biometricsltd.com]

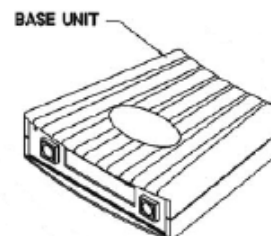


Figura. 3-7. Unidad principal. [http://www.biometricsltd.com]

Entre los sensores que pueden ser conectados al sistema Biometrics K800 se incluyen sensores de salida diferencial (alimentación +5Vdc y salida en el rango de los 12mV) o sensores de alto nivel de salida única (alimentación +5Vdc y salida en el rango de los 3,5V). De esta manera, la versatilidad de la unidad permite conectar sensores EMG, goniómetros, acelerómetros, sensores de torsión..., los cuales son reconocidos automáticamente por el sistema. Además, hay 5 canales digitales a disposición del usuario.

Otro de los sensores que se van a utilizar y que es de gran importancia para la aplicación en la órtesis del brazo, es un goniómetro. Este permite conocer en todo momento el ángulo que tiene la órtesis de brazo, sirviendo como realimentación en el diagrama de control empleado.

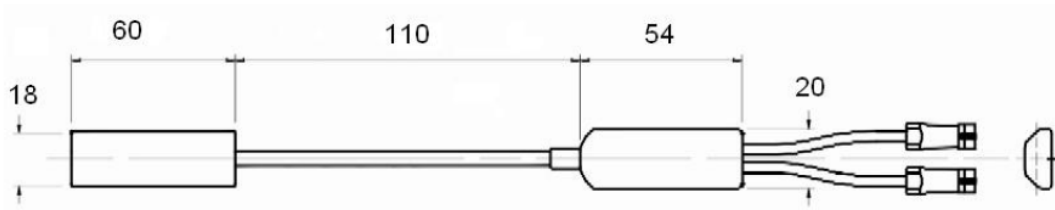


Figura. 3-8. Dimensiones del goniómetro. [http://www.biometricsltd.com]

A continuación, se muestra un esquema completo del sistema Biometrics de adquisición de señales EMG, el cual cuenta con dos entradas EMG diferenciales, un goniómetro y el electrodo de referencia.

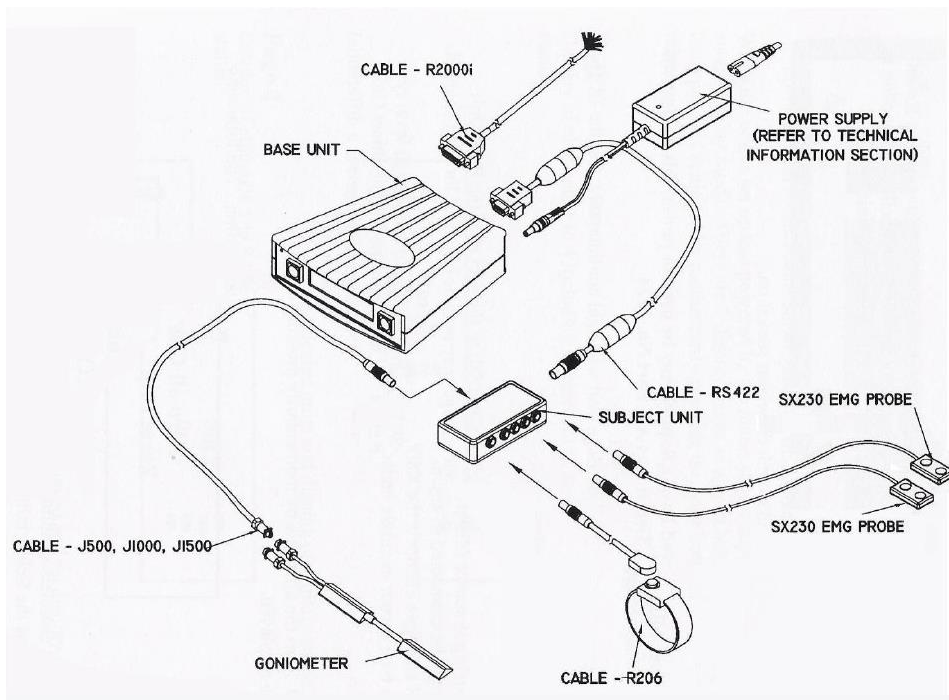


Figura. 3-9. Esquema de conexión del sistema Biometrics completo. [http://www.biometricsltd.com]

El fabricante del sistema establece ciertas recomendaciones para obtener la mejor calidad en las señales EMG capturadas, tales como:

- El electrodo debe situarse a lo largo de la línea medial del músculo, con los dos electrodos en línea
- El electrodo de referencia es necesario para que haya una referencia al capturar señales diferenciales y cancelar el ruido eléctrico en la piel. Se debe situar a cierta distancia de los



electrodos EMG y en un tejido eléctricamente neutro tal como un hueso, haciendo la mejor conexión posible.

A continuación, se muestran las características completas del sistema K800 de amplificación de señales:

Dimensions	Subject Unit: 100 x 50 x 25 mm Base Unit: 180 x 170 x 48 mm
Mass	Subject Unit: 150g Base Unit: 550g
Mains powered rated continuous	
Microprocessor controlled subject and base units	
Analogue Channels	8
Digital Channels	5
Communication from Subject Unit to Base Unit	RS422
Input Voltage Differential Bridge Mode	± 12mV
Input Voltage Single Ended High Level Mode	± 4mV
Output (Full Scale)	Analog +0.0 to +4.0 V
Analog Channel Input Impedance	1M Ohm
Power Supply Per Channel	+ 5.0 V dc
Power Supply Per Channel Tolerance	± 1 %
Accuracy	Better than ± 0.5 % full scale
Maximum Common Mode	+3.5 V to -2.5 V
Bandwidth General	5 KHz

Figura. 3-10. Características del sistema Biometrics de adquisición de señales EMG. [\[http://www.biometricsltd.com\]](http://www.biometricsltd.com)

La tarjeta de adquisición de datos empleada es del tipo AS622, diseñada para permitir la computación y manejo de señales externas en un ordenador. Dicha tarjeta tiene 8 canales de 14 bits con conversión rápida A/D, 8 canales de 14 bits para conversión D/A, 8 entradas para bits digitales y 8 salidas también para bits digitales. La tarjeta está diseñada para la adquisición estándar de datos y aplicaciones de control, optimizada para su uso con la herramienta de tiempo real de Matlab/Simulink.

### 3.2. Control híbrido

En la implementación de un sistema de control y su correspondiente comprobación, en primer lugar hay que obtener señales EMG procedentes de sujetos con las que trabajar. Para ello, se diseñó un protocolo de adquisición de señales EMG, utilizando para ello dos sujetos sanos de 23 y 25 años. La adquisición de datos se llevó a cabo con el sistema Biometrics K800 descrito anteriormente, y dos electrodos superficiales secos SX230.

El primer electrodo se situó en el bíceps braquial, y el segundo en el tríceps braquial, siguiendo para ello las indicaciones del proyecto SENIAM (Surface EMG for Non-invasive Assessment of Muscles), del cual se ha hablado anteriormente. Ambos electrodos se situaron longitudinalmente respecto al músculo, utilizando cinta adhesiva para fijarlos y gel electrolítico que mejorara la

conductividad entre la piel y el electrodo. Por supuesto la piel debe estar perfectamente limpia. En el siguiente diagrama se observa la situación de los electrodos:

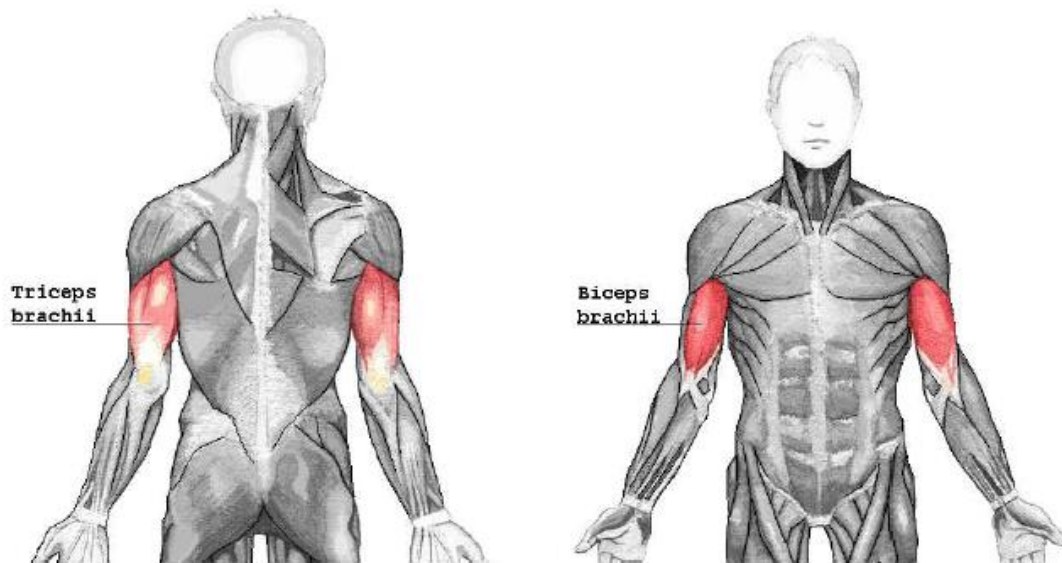


Figura. 3-11. Posicionamiento de los electrodos en el tríceps y el bíceps braquial. [47]

Después de situar los electrodos, hay que establecer un protocolo de movimientos a realizar. En este caso, se fijaron las siguientes directrices:

- Dataset A: el sujeto se sitúa de pie, y mantiene un peso de 1kg para aplicar el mínimo nivel de fuerza y asegurar que se registra la actividad mínima muscular
- Dataset B: el sujeto está sentado, y aplica diferentes niveles de fuerza que varían entre la mínima y la máxima contracción voluntaria. Esto se hace de acuerdo con la siguiente tabla de repeticiones:

Velocidad	Flexión	Extensión
Normal	4	4
Rápida	3	3
Lenta	3	3
<b>TOTAL</b>	10	10

Tabla 3-1. Tabla de movimientos.

Cada movimiento fue registrado con un tiempo de muestreo de 1ms, y se guardaron tanto los datos completos, como también separados en intervalos de 1000 muestras por movimiento, haciendo muestras de 1 segundo de duración. Posteriormente, cada una de las muestras fue dividida en

bloques de 20, 50 o 100ms, manteniendo separadas las señales EMG provenientes del bíceps y del tríceps. Esto permite detectar el movimiento correcto a partir de un número mínimo de muestras durante cualquier etapa del movimiento. Además, al registrar tanto la flexión como la extensión se dispone del movimiento completo del brazo, haciendo las muestras más ajustadas a la realidad que si se analizasen únicamente los datos procedentes de la flexión o de la extensión por separado.

En la siguiente figura se puede observar el resultado de la adquisición de datos, sin procesamiento ni filtrado posterior, tanto del bíceps como del tríceps y del goniómetro.

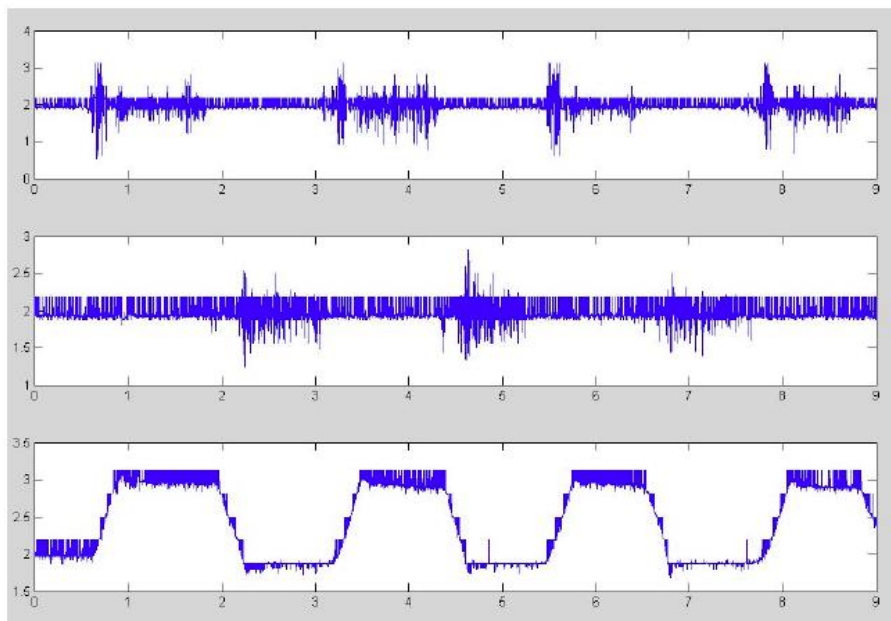


Figura. 3-12. Señales EMG del bíceps, del tríceps y del goniómetro.

A partir de los datos guardados durante la captura de las señales EMG, se desarrollaron varias topologías de control posibles:

### 3.2.1. Control binario

Este control es el sistema de control más básico, ya que únicamente tiene en cuenta la amplitud de la señal. Una vez que la señal EMG del bíceps o del tríceps supera cierto valor límite, establecido en  $\pm 20\text{mV}$  empíricamente, la órtesis debe abrirse o cerrarse. La señal de salida enviada al actuador lineal de esta se establece en un valor del  $\pm 70\%$  de la máxima velocidad del motor.

La señal EMG registrada a través del sistema de adquisición de datos tiene la siguiente forma antes de aplicar ningún tipo de filtro ni procesamiento:

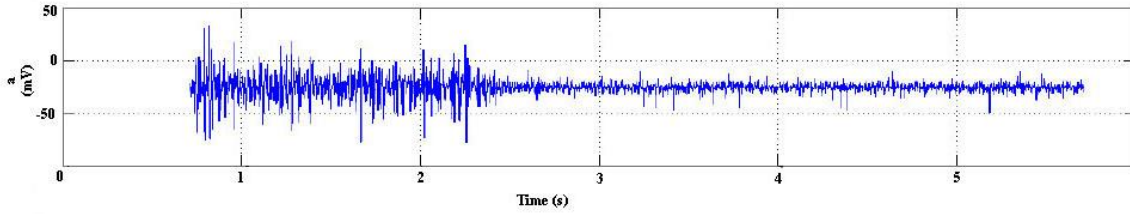


Figura. 3-13. Señal EMG capturada mediante el sistema de adquisición.

Como se ve claramente, se trata de una señal de la que es complicado interpretar información de manera inmediata. Por ello, para evitar posibles falsas interpretaciones se procede al filtrado de la señal capturada. Este paso es uno de los más importantes, y para ello se sigue el siguiente diagrama de bloques para proceder con los siguientes filtros: media de la señal, rectificar, media de la señal otra vez para acentuar aún más los picos, y envolvente (suavizado):

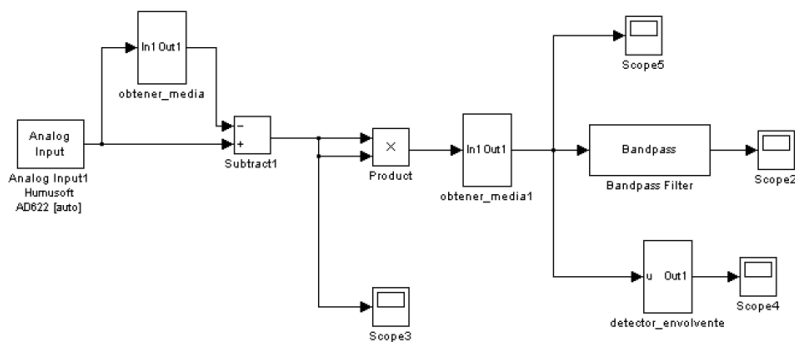


Figura. 3-14. Diagrama de bloques del proceso de filtrado.

Una vez se han llevado a cabo todos los filtros, se obtiene la siguiente señal:

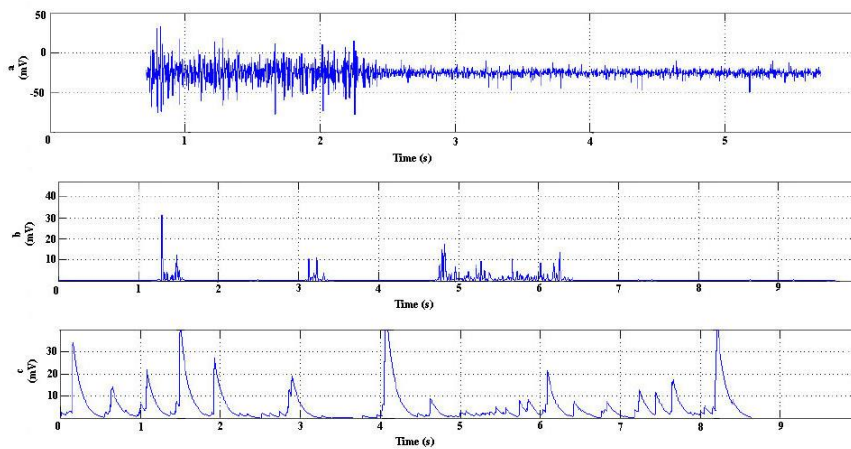


Figura. 3-15. Señal EMG antes del filtrado (a), a mitad del proceso (b), y una vez el filtrado ha finalizado (c).

Una vez se tiene esta señal, se establece un valor límite para generar la señal de control binaria de activación/desactivación deseada para los actuadores. Este proceso es idéntico a de una digitalización de la señal, la cual se lleva a cabo mediante el siguiente diagrama de bloques:

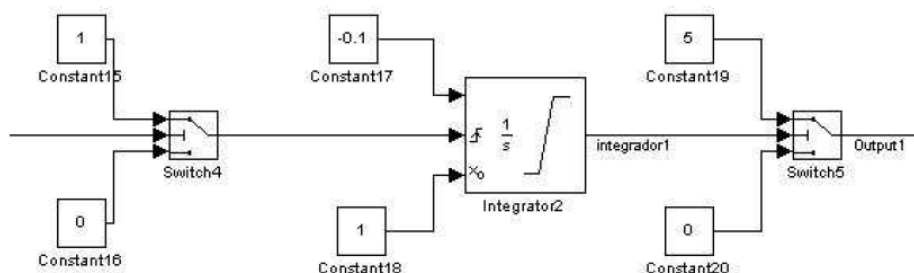


Figura. 3-16. Diagrama del sistema de control.

Sin embargo, la señal de salida no es lo suficientemente eficaz para controlar el actuador, ya que entre otros problemas, existen cambios de estado extremadamente rápidos a los que el motor del actuador no podría responder. Es por ello por lo que se incluye un integrador, el cual no permita estos cambios tan rápidos entre los estados de activación y desactivación, consiguiendo una identificación de dichos estados entre 0 y 5V como la que se observa en la siguiente figura:

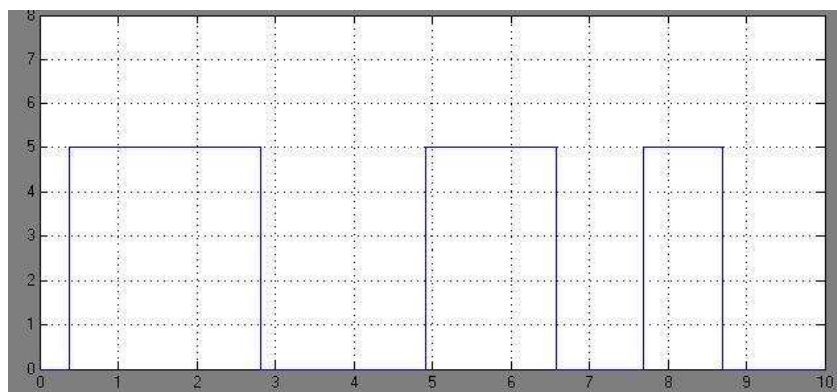


Figura. 3-17. Señal de salida del control binario.

Una vez filtrada la señal e identificados los impulsos en cada instante, se trata de lograr una señal que sirva para controlar el actuador lineal que mueve la órtesis. En este caso se van a generar dos salidas diferentes, reflejando una de las salidas la actividad del tríceps, y la otra la del bíceps. Al tener ambas señales el mismo procesamiento, ambas señales son de idénticas características, de forma que el sistema responderá enviando pulsos de 5V tanto a la activación del bíceps como a la del tríceps.

La idea básica del funcionamiento de los actuadores es lograr una señal que varíe entre dos valores de tensión diferentes, que serán 0 y 5V. En el momento en el que se reciba un impulso desde el bíceps, la señal de control adoptará el valor de 0 V, es decir, tenderá a cerrarse. Con un impulso del tríceps por su parte, el valor de salida será de 5 V, es decir, el de apertura. Con 2.5 V el actuador tenderá a tomar una posición intermedia, denominada posición de reposo.

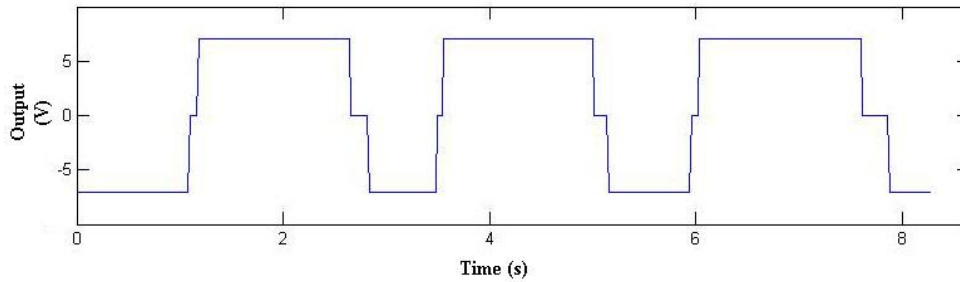


Figura. 3-18. Señal de salida procesada del control binario.

### 3.2.2. Control variable

Otra opción de control es la de implementar un algoritmo de control variable a la hora de generar la señal de control para el actuador. Todo el proceso de filtrado es idéntico, pero sin embargo se añaden diferentes valores límite para determinar la velocidad del movimiento a realizar. Posteriormente, la señal es enviada a través de una función de transferencia de primer orden para suavizar el resultado y generar una señal de salida más natural y continua.

Para este algoritmo de control variable, los valores límite utilizados se pueden ver en la siguiente tabla:

Input (mV)	Output	Input (mV)	Output
$40 \geq X < 50$	Y = 100%	$15 \geq X < 20$	Y = 50%
$35 \geq X < 40$	Y = 90%	$10 \geq X < 15$	Y = 40%
$30 \geq X < 35$	Y = 80%	$7.5 \geq X < 10$	Y = 30%
$25 \geq X < 30$	Y = 70%	$5 \geq X < 7.5$	Y = 20%
$20 \geq X < 25$	Y = 60%	$1.5 \geq X < 5$	Y = 10%

Tabla 3-2. Límites para el cálculo del control variable.

Sin embargo, dada la gran cantidad de fuerza necesaria para cruzar determinados valores límite de amplitud de la señal EMG, el sistema resulta difícil de controlar, ya que el envío de diferentes

intensidades de fuerza al actuador de la órtesis no es sencillo. El sistema actual no es suficientemente preciso para el usuario si desea realizar movimientos naturales, y es por ello por lo que se debe llevar a cabo un proceso de aprendizaje y práctica para controlarlo apropiadamente. Una salida típica empleando el algoritmo de velocidad variable sería la que se puede ver en la siguiente figura:

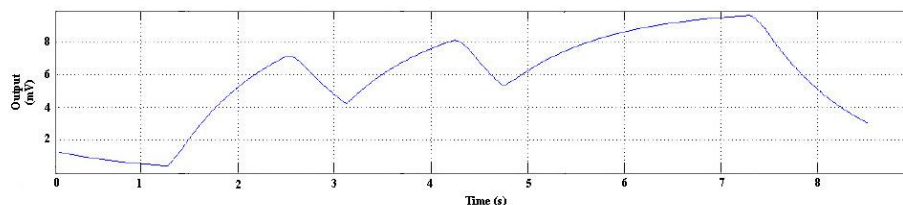


Figura. 3-19. Salida del control variable.

### 3.2.3. Control por red neuronal

Otro algoritmo propuesto y algo más complicado que los anteriores es aquel que utiliza un modelo autorregresivo (AR) y redes neuronales. Obviamente se trata de una estrategia de control que requiere de una mayor capacidad de procesamiento y es más complicada de implementar.

Un modelo autorregresivo es un modelo de serie temporal utilizado habitualmente para predecir y modelar diferentes fenómenos naturales. Dada la naturaleza estocástica de la señal EMG, el modelo AR es adecuado para manejar esta información. En este proceso, el modelo AR estima muestras de la señal a través de combinaciones lineales de muestras anteriores, aunque esta funcionalidad no es la más interesante para esta aplicación. En este caso, se van a utilizar los coeficientes autorregresivos ya que caracterizan muy bien la información contenida en las señales EMG, calculando coeficientes del modelo AR de distintos ordenes para comprobar cuál de ellos resulta en un mejor control del actuador.

En primer lugar, después de capturar las señales se deben calcular los coeficientes AR. Estos se obtienen extrayendo la función de autocorrelación de la función de covarianza del proceso, utilizando para ello la siguiente ecuación, donde  $p$  indica el orden del modelo:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t \tag{9}$$

Para este experimento se han utilizado muestras de longitud 100ms, y se ha visto que los mejores resultados se obtienen con un modelo AR de orden 15. El cálculo de los coeficientes autorregresivos se ha basado en el método Yule-Walker, y dichos coeficientes se pueden observar en la siguiente imagen:

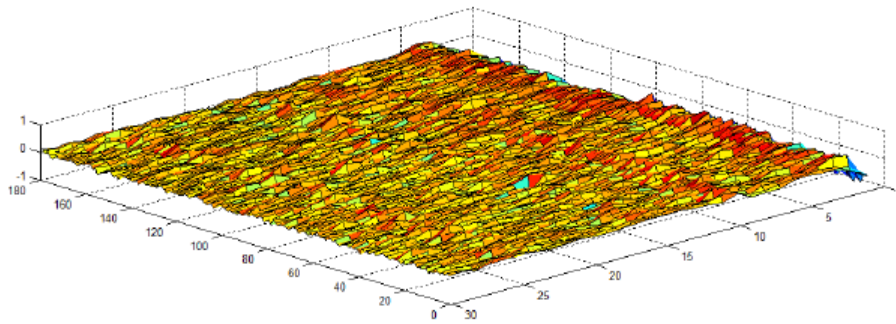


Figura. 3-20. Gráfica superficial de los coeficientes AR.

Posteriormente, la red neuronal es entrenada en repetidas ocasiones utilizando para ello el conjunto de datos provenientes del “Dataset A”, empleando el 60% de los datos para el entrenamiento de la red, un 20% para su validación, y el último 20% para el proceso de prueba. Dicho entrenamiento es ejecutado 1000 veces, con 1000 fallos de validación permitidos y una tasa de aprendizaje de 0,2. Para la fase de entrenamiento se utiliza una red neuronal de propagación hacia atrás con 15 neuronas en la capa oculta, con una función de aprendizaje basada en pesos. En la siguiente imagen, se puede observar el resultado de la clasificación llevada a cabo por la red neuronal anterior:

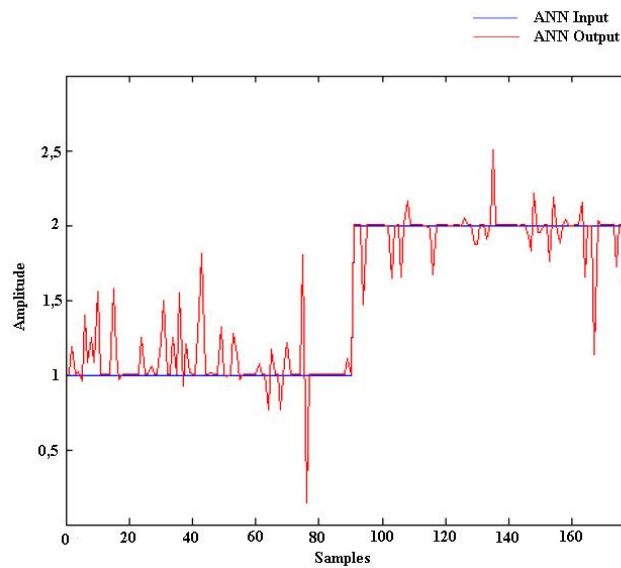


Figura. 3-21. Resultado del clasificador por red neuronal.

Cuando los valores del “Dataset B” fueron usados, el resultado obtenido fue diferente. Su mejor rendimiento vino de un modelo AR de orden 4 y una longitud de bloque de 100ms, consiguiendo un 80% en el mejor de los casos. A diferencia del otro conjunto de datos, un menos orden de modelo AR resultó en un resultado más eficiente, en concreto una media de un 5% mejor que el modelo AR de orden 10. Los resultados de este experimento se pueden observar en las siguientes figuras:



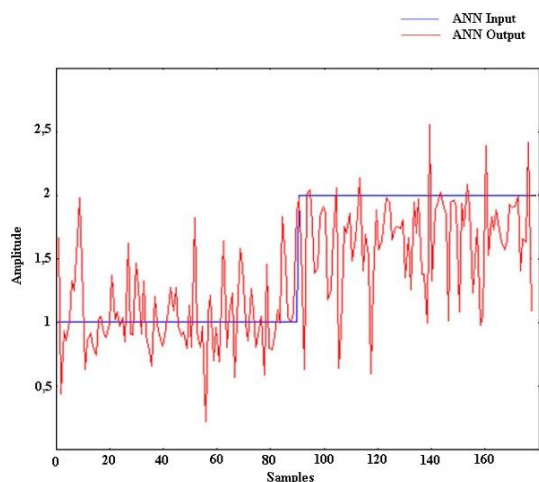


Figura. 3-22. Resultado con orden AR de 10.

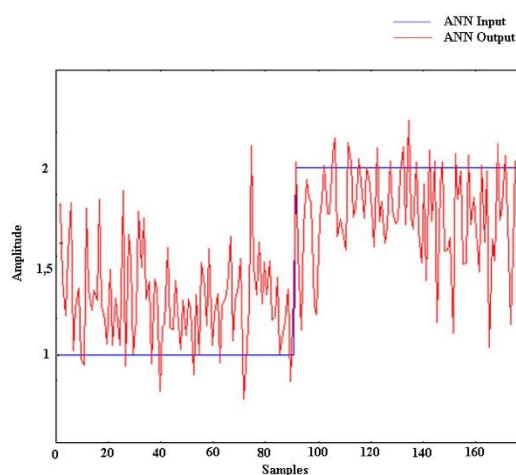


Figura. 3-23. Resultado con orden AR de 4.

Sin embargo, se observa que las señales cercanas al final del conjunto de datos dieron mejores resultados que las señales capturadas al comienzo del movimiento. En concreto, se mejoró el rendimiento en un 11%, llegando a alcanzar valores del 91% de eficacia. En este caso, el comportamiento del sistema era mejor cuando el orden del modelo AR era mayor, siendo un 5% mejor cuando se emplea un orden 10 que un orden 4. Estos resultados se pueden observar en las siguientes figuras:

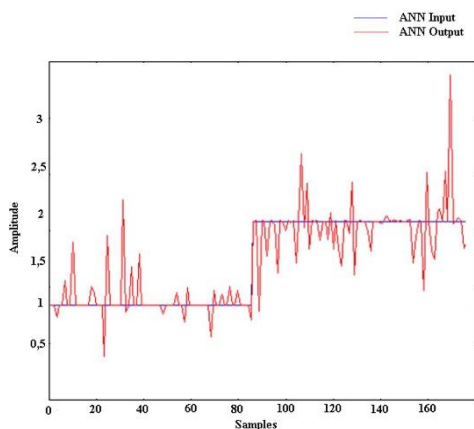


Figura. 3-24. Resultado con orden AR de 10.

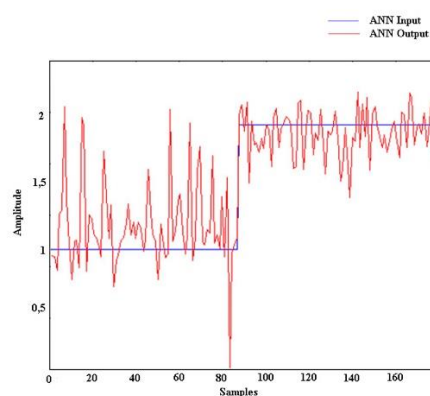


Figura. 3-25. Resultado con orden AR de 14.

Este cambio en el comportamiento puede ser explicado por el hecho de que la señal del tríceps es mucho más clara al final de la extensión del brazo que al comienzo, siendo incluso mejor en las fases más largas del movimiento. Por todo ello, se infiere que utilizar un modelo AR muy detallado únicamente confunde al algoritmo AR cuando las señales tienen grandes variaciones dentro de la misma muestra. Modelos muy detallados deben ser empleados sólo si se dispone de un conjunto de datos de alta calidad.

Es importante señalar que para su aplicación real habría que implementar un tercer estado, ya que la red neuronal únicamente clasifica la señal en flexión o extensión. Sin embargo, debería ser capaz de reconocer igualmente cuando el usuario esté en reposo y no desea mover la órtesis, lo que resulta complicado debido al ruido existente en todo momento y que hace difícil identificar cuándo la señal es 0, incluso sin estar haciendo fuerza en los músculos. Este tercer estado puede evitarse si se implementa un algoritmo de detección de movimiento basado, por ejemplo, en la varianza de la señal. Este sistema sería similar al control binario explicado anteriormente, y simplemente detectaría el comienzo y el final de un movimiento. Para ser efectivo debería ser capaz también de detectar señales EMG de baja intensidad, para lo que podría resultar interesante trabajar en diferentes dominios (tiempo-frecuencia).

### 3.3. Sensor táctil de presión

Existen otro tipo de sensores disponibles hoy en día que pueden ser de gran utilidad para el sistema de control de un exoesqueleto. Estos son los sensores táctiles de presión, los cuales detectan la fuerza aplicada sobre ellos, lo que resulta de gran interés para su posterior utilización en el sistema de control.

En la actualidad existen 4 tipos de sensores de presión disponibles [126]:

- **Sensores piezoresistivos:** se trata de materiales que no son flexibles, por lo que su integración en un exoesqueleto no es sencilla. Su funcionamiento consiste en que al aplicar una tensión mecánica, y de acuerdo con el principio piezoresistivo, la resistencia del material piezoresistivo cambia de acuerdo a la siguiente ecuación [127]:

$$\rho_{\sigma} = \frac{\left(\frac{\partial \rho}{\rho}\right)}{\varepsilon} \quad (10)$$

- **Sensores piezoeléctricos:** cuando un material piezoeléctrico experimenta un estrés mecánico, se acumula una carga en el material. Dicha carga se puede medir como un potencial eléctrico, aunque no es la mejor solución para medir movimientos lentos. Estos sensores tampoco son muy flexibles, por lo que su posible aplicación no es la mejor solución.

- **Sensores capacitivos:** este tipo de sensores consisten en 2 placas paralelas, separadas por una distancia que cambia al aplicarse presión sobre la placa superior. La capacidad eléctrica se calcula de acuerdo a la siguiente ecuación, donde  $C$  es la capacidad eléctrica en Faradios,  $\epsilon$  es la constante dieléctrica en F/m,  $A$  es el área en m<sup>2</sup>, y  $d$  es la distancia en metros:

$$C = \frac{\epsilon A}{d} \quad (11)$$

Tal y como se ha comentado anteriormente, una posibilidad para mejorar el control de la órtesis de brazo y que permita reproducir el movimiento del brazo de forma más natural sería la utilización de estos sensores de presión. En concreto, los sensores de presión táctiles discretos *ConTacts* resultan ideales para la aplicación que se desea realizar, ya que proporcionan un valor de presión individual por cada sensor. De esta manera, se puede integrar en el sistema existente fácilmente a través de las entradas analógicas de la tarjeta de adquisición de datos.



Figura. 3-26. Sensor de presión *ConTacts*.

Según se ha investigado, estos sensores pueden estar fabricados de 3 formas distintas:

- **Almohadillas táctiles:** esta solución es muy cómoda ya que proporcionan una mayor flexibilidad, pero sin embargo tienen un rango de presión máxima pequeño. Su grosor es de 1,1mm.
- **Almohadillas industriales:** tanto su rango de presión como la temperatura de funcionamiento son más grandes, pero pierden gran parte de la flexibilidad de otras soluciones. Su grosor es de 0,3mm.
- **Almohadillas híbridas:** estos sensores mantienen cierta flexibilidad, con un empaquetado más fino que la opción más flexible (0,7mm).

Tras valorar las diferentes opciones, se decide utilizar la opción más flexible, ya que el grosor de los sensores no es crítico para la aplicación y sus especificaciones se ajustan mejor a las características deseadas. A su vez, se pueden encontrar estos sensores en 3 tamaños diferentes:

Tamaño	Pequeño	Mediano	Grande
Dimensiones (mm)	10x10	25x25	50x50
Máxima presión aplicable	350kPa	350kPa	350kPa
Máxima fuerza	35N / 343,35Kg	140N / 1373,40Kg	875N / 8583,75Kg

Tabla 3-3. Características de las diferentes opciones de sensores de presión *ConTacts*.

Finalmente, se decide montar 2 unidades de la opción más pequeña, al considerarla suficiente para el sistema del que se dispone.

La implementación de los sensores de presión se ha basado en dos tipos distintos de control de señales, en función de la cantidad de actividad muscular capturada a través de los señores EMG. Cuando esta actividad es alta, las señales empleadas para el control han sido las provenientes de dichos sensores EMG, mientras que, si la actividad muscular es baja, se ha utilizado un controlador basada en la fuerza registrada por los sensores de presión. En el siguiente diagrama de control se puede observar el sistema desarrollado:

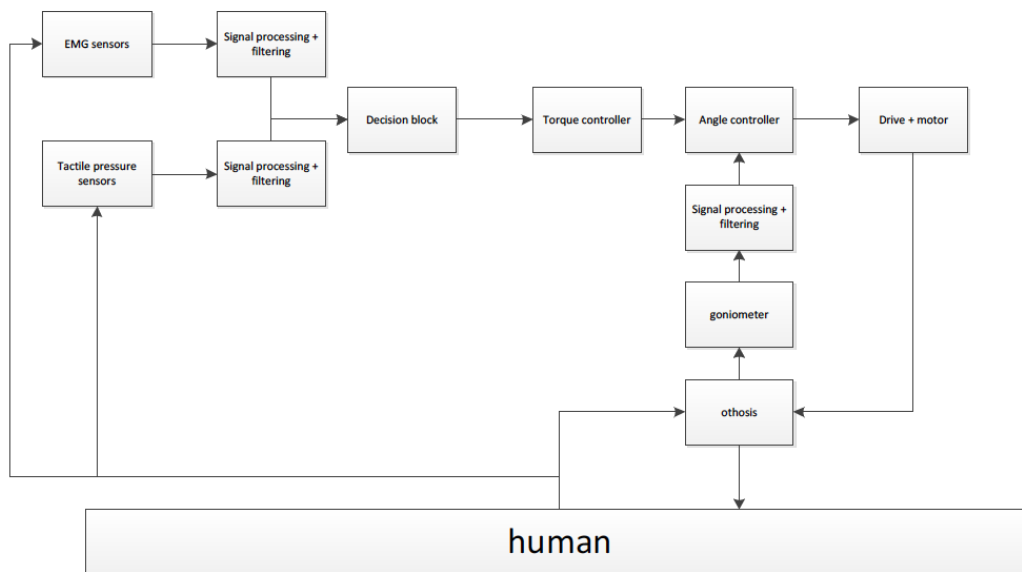


Figura. 3-27. Diagrama de control del sistema con sensores de presión.

Como cualquier sensor, los sensores táctiles de presión deben ser adecuadamente calibrados. En este caso, este proceso es determinante porque en el diagrama de control se quiere disponer de la fuerza en Kg, y para ello se emplea la información proporcionada por el fabricante. Dado que la unidad que el fabricante utiliza es una unidad de presión (psi – pound per square inch), y teniendo

en cuenta que el sensor de presión disponible tiene un tamaño de  $10 \times 10 \text{ mm} = 100 \text{ mm}^2$ , la fuerza en cada sensor se puede obtener mediante la siguiente ecuación:

$$F = \frac{p \cdot A}{\text{psi}} = (6895 \cdot 100 \cdot 10^{-6}) \frac{N}{\text{psi}} = 0,6895 \frac{N}{\text{psi}} = 6,763995 \frac{kg}{\text{psi}} \quad (12)$$

Posteriormente, en cada uno de los sensores se debe hacer una calibración más precisa, para lo que se ha calculada la ecuación de correlación entre fuerza aplicada (eje y en Kg) y tensión de salida (eje x en V). Este proceso se ha repetido en ambos sensores, obteniendo correlaciones similares pero no iguales:

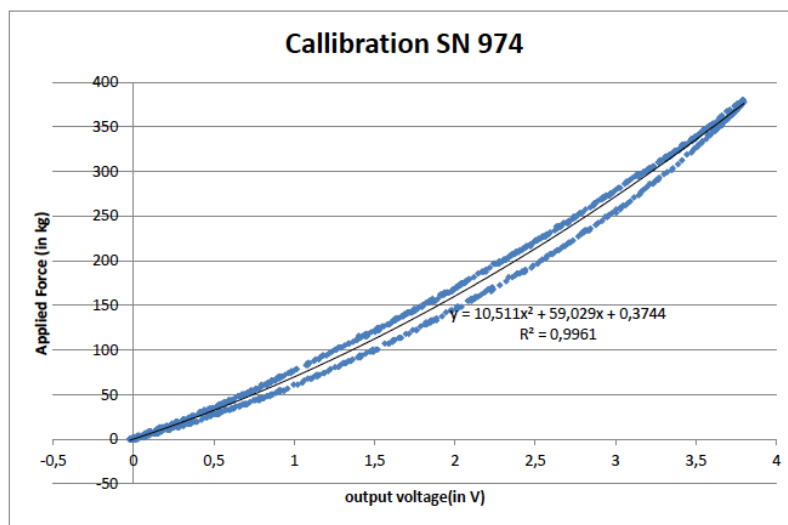


Figura. 3-28. Calibración del sensor de presión con n° de serie 974.

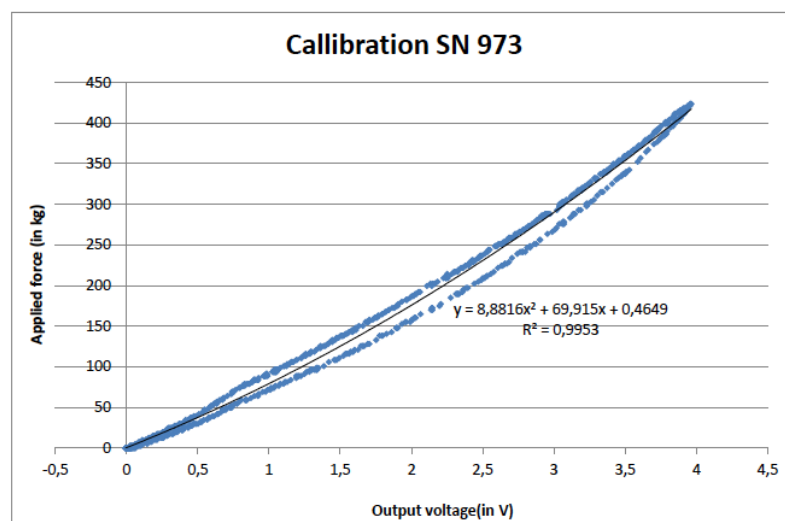


Figura. 3-29. Calibración del sensor de presión con n° de serie 973.

Como ya se ha explicado, se va a decidir si el control es basado en las señales EMG o en las de los sensores de presión en función del nivel de activación muscular registrado. Este método tiene una gran desventaja, y es que no proporciona una salida suave a los actuadores, de forma que la recreación del movimiento del brazo no va a ser tan natural como sería deseado. Sin embargo, es un sistema de control sencillo que permite comenzar a integrar los sensores táctiles de presión y los sensores EMG de manera conjunta.

En este sentido, se han propuesta dos maneras diferentes de integrar el control compuesto por señales EMG y señales de presión:

- **Método de cambio severo:** la siguiente gráfica muestra el modo de funcionamiento de esta propuesta, la cual es más brusca pero más sencilla de implementar. El valor límite a partir del cual se cambia el origen de las señales que controlar el actuador se establece en función del usuario y las características de la aplicación, por lo que no se puede indicar un valor genérico de “zona muerta”.

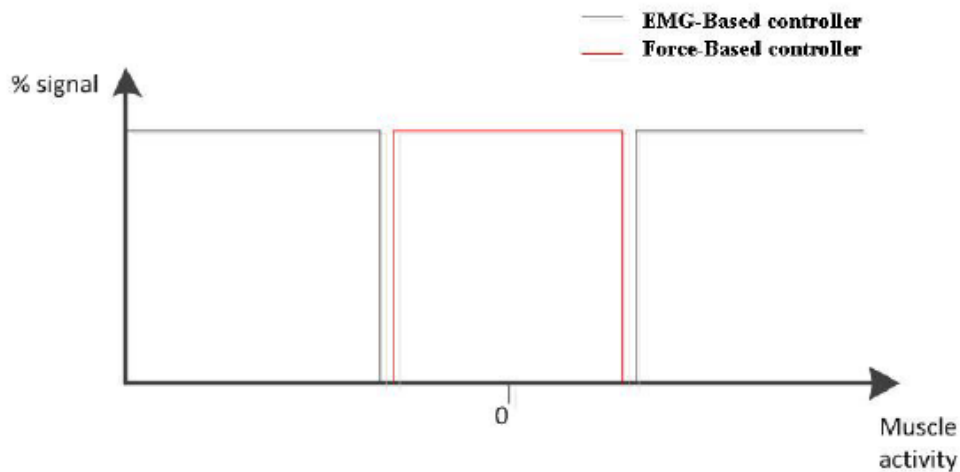


Figura. 3-30. Esquema de funcionamiento del método de cambio severo.

- **Método de cambio suave:** este método es más complejo, permitiendo una respuesta más suave, pero sigue sin representar fielmente el movimiento natural del cuerpo humano. Para ello se utiliza una media ponderada de las señales de entrada, creando una zona de transición entre el control basado en las señales EMG y el basado en las señales de los sensores de presión. El tamaño de esta zona de transición puede ser modificado por el usuario.

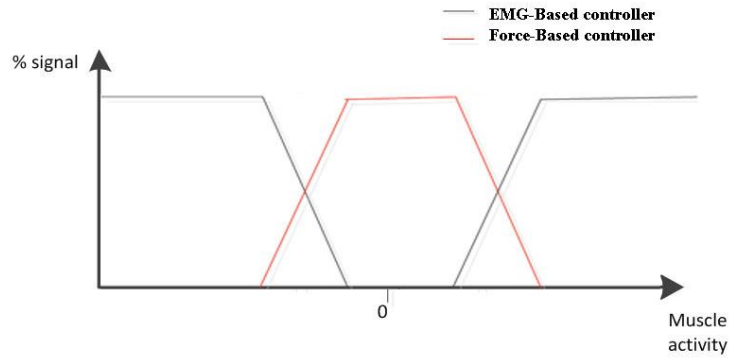


Figura. 3-31. Esquema de funcionamiento del método de cambio suave.

El controlador implementado para ser utilizado con los sensores táctiles de presión es un controlador de ángulo. Esto quiere decir que la información registrada sobre la fuerza aplicada tiene que ser convertida a valores de ángulo de la órtesis. Para ello se ha empleado un sistema de segundo orden que simula el movimiento del brazo [128], mejorándolo al añadir límites de velocidad y ángulo en el sistema.

El sistema de segundo orden empleado se basa en un oscilador armónico mecánica de torsión, el cual puede ser descrito mediante la siguiente ecuación, donde  $I$  es el momento de inercia,  $\Gamma$  es la fricción rotacional,  $\mu$  es la constante de torsión y  $\theta$  es el ángulo de salida del controlador:

$$I \cdot \ddot{\theta} + \Gamma \cdot \dot{\theta} + \mu \cdot \theta = M \tag{13}$$

Pasando el sistema de segundo orden al dominio de Laplace, la ecuación queda de la siguiente manera:

$$TF(p) = \frac{\theta(p)}{M(p)} = \frac{1}{I \cdot p^2 + \Gamma \cdot p + \mu} \tag{14}$$

La salida del sistema de segundo orden debe ser limitada a un ángulo entre 0 y 50 grados, debido a las características de la órtesis disponible, y además la velocidad angular de la órtesis está también limitada al rango del motor, entre -10V y +10V. El controlador angular utiliza una señal de realimentación del goniómetro que mide el ángulo real de la órtesis en todo momento. Este goniómetro está integrado en el sistema de adquisición de datos de las señales EMG, por lo que se reciben en la unidad de procesamiento conjuntamente.

Como controlador, la primera opción planteada fue un control proporcional P, el cual fue calibrado mediante un proceso de prueba y error. Sin embargo, los resultados obtenidos no fueron óptimos, así que decidió probar un controlador basado en la teoría de control de modo deslizante (SMC – Sliding Mode Control) [128]. El esquema de control de este controlador de modo deslizante es el siguiente:

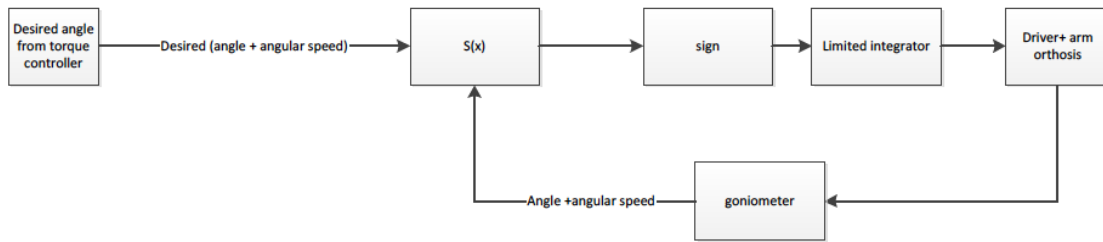


Figura. 3-32. Esquema de control del modo deslizante (SMC).

En el anterior esquema, la función  $s(x)$  se define mediante la siguiente ecuación, donde  $\dot{e} = \dot{\theta}_d - \dot{\theta}$  y  $e = \theta_d - \theta$ :

$$s(x) = C_{\dot{\theta}}\dot{e} + C_{\theta}e \tag{15}$$

Una vez se han definido ambos controladores, el proporcional y de modo deslizante, se han comparado utilizando para ello una entrada genérica sinusoidal, y otra de escalón. En el caso del controlador de modo deslizante, se ha introducido una variante que elimina la señal de control cuando el ángulo real de la órtesis se encuentra en un rango cercano a la consigna, evitando sobreajustes. De esta manera, tenemos tres resultados diferentes que comparar para ver cuál de ellos responde mejor.

En primer lugar, se van a probar los diferentes controles con una entrada senoidal. Los resultados se pueden observar en las siguientes figuras:

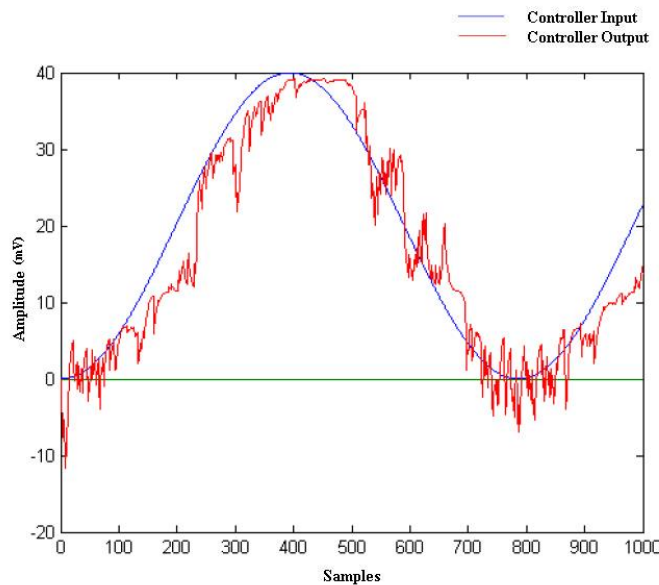


Figura. 3-33. Respuesta del controlador proporcional P con entrada senoidal.



En el resultado del controlador proporcional se observa una cierta oscilación de la señal de salida alrededor del ángulo deseado cuando hay una pequeña velocidad angular, el cual es un efecto no deseado.

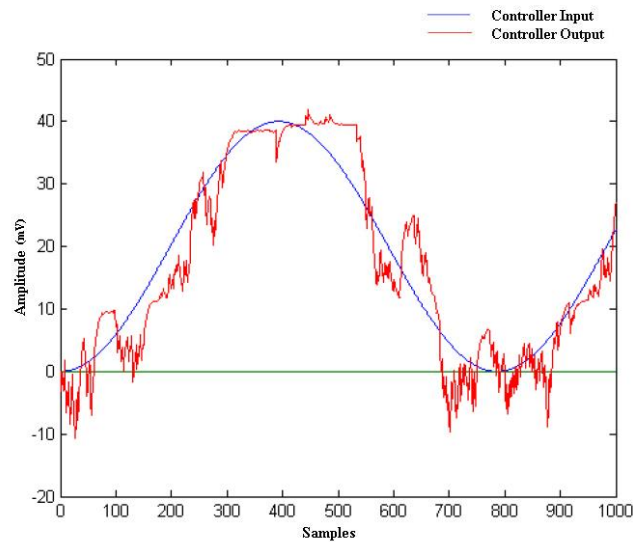


Figura. 3-34. Respuesta del controlador SMC con entrada senoidal.

Al utilizar el controlador de modo deslizante estándar, se observa también un funcionamiento indeseado como es la inversión del movimiento que el controlador produce durante el movimiento reverso.

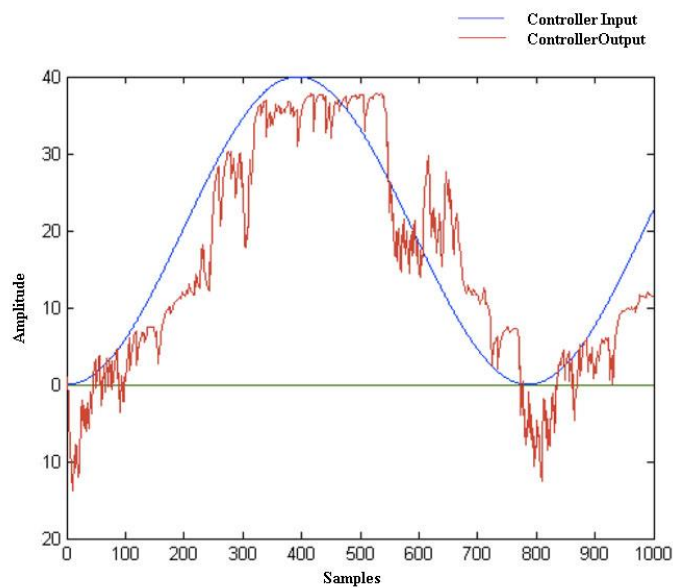


Figura. 3-35. Respuesta del controlador SMC modificado con entrada senoidal.

Finalmente, si se opta por el controlador de modo deslizante con la modificación comentada anteriormente, el funcionamiento general es bastante bueno, a excepción del retraso que es superior al del controlador proporcional.

En segundo lugar, tras la prueba con una señal de entrada senoidal se decide probarlo con una entrada escalón, obteniendo los siguientes resultados:

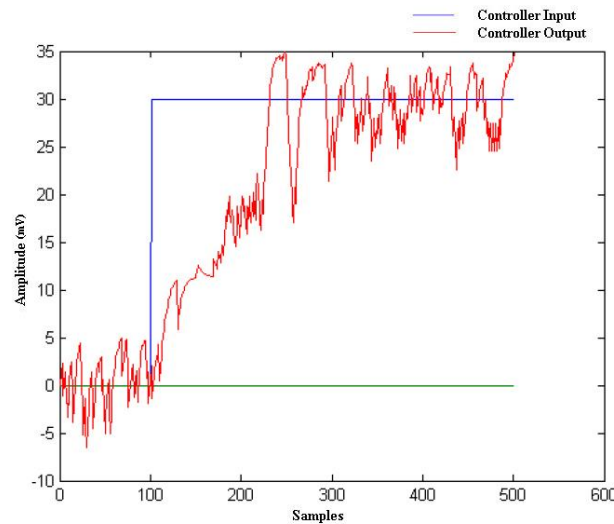


Figura. 3-36. Respuesta del controlador proporcional P con entrada escalón.

Con el controlador proporcional la órtesis oscila alrededor del ángulo deseado, una vez se ha alcanzado el régimen de funcionamiento. Este sucede también con el controlador de modo deslizante estándar, como se observa en la siguiente gráfica:

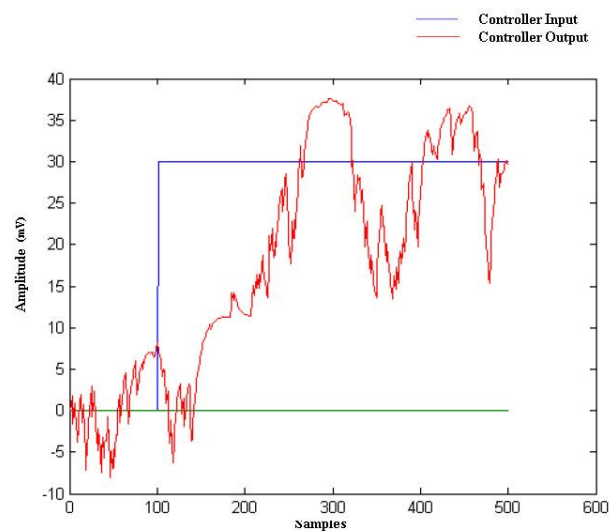


Figura. 3-31. Respuesta del controlador SMC con entrada escalón.

Este hecho mejor algo en el modo deslizante modificado, ya que no se produce tanta oscilación alrededor del ángulo deseado, y además apenas hay rebosamiento.

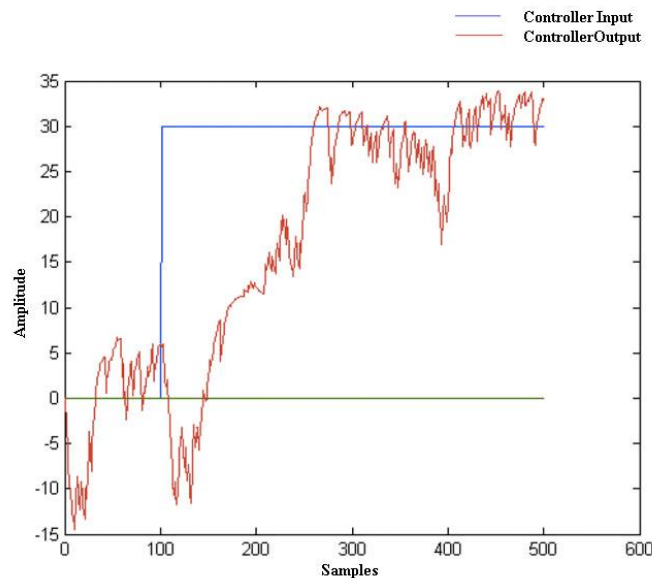


Figura. 3-32. Respuesta del controlador SMC modificado con entrada escalón.

De los resultados mostrados anteriormente, se infiere que el controlador de modo deslizante modificado para desactivar el control cuando el ángulo de la órtesis se encuentra muy cercano al ángulo deseado, es el que mejores resultados ha producido en esta aplicación.

### 3.4. Actuadores SMA

En los últimos años han aparecido nuevas tecnologías y materiales considerados “inteligentes”, que tienen aplicaciones muy interesantes en el campo de los actuadores, especialmente aplicados a la robótica. Materiales como los compuestos de fibras piezo-eléctricos, polímeros electroactivos o aleaciones con memoria de forma (SMA – Shape Memory Alloys) están siendo investigados como alternativas prometedoras a la tecnología de servomotores convencional [129].

En esta sección se va a considerar la posibilidad de implementar materiales con memoria de forma (SMA), ya que sus posibilidades lo convierten en una alternativa muy interesante. Este tipo de materiales permite reducir el tamaño, peso y complejidad de los sistemas robotizados de manera drástica. De hecho, su amplio ratio fuerza-peso, un ciclo de vida largo, un volumen insignificante, la capacidad de ser utilizados como sensores, o su impermeabilidad al ruido, convierten a esta tecnología en una alternativa real e interesante a la hora de fabricar una nueva clase de dispositivos actuadores [130].

Sin embargo, no se trata de una alternativa sin desventajas. Son materiales todavía bastante ineficientes, que soportan tensiones limitadas, con un comportamiento respecto a la temperatura en forma de histéresis, y relativamente lentos. Además, el consumo de energía de este tipo de alternativas es bastante elevado, lo cual es un problema crítico en aplicaciones robóticas, ya que limita la autonomía de estos al depender completamente de la capacidad de las baterías [131].

Los materiales SMA son compuestos metálicos con la habilidad de “recordar” una forma determinada, incluso después de importantes deformaciones producidas por estímulos térmicos. En el caso de aleaciones metálicas, el efector de memoria de la forma consiste en una transición que ocurre entre dos fases sólidas, una a baja temperatura o martensita, y otra a alta temperatura o austenita [132].

Las aleaciones con memoria de forma son un grupo de aleaciones metálicas que tienen la habilidad de retornar a una forma o tamaño específicos previos a la deformación, a través de una fase de modificación dependiente en temperatura. Cuando estas aleaciones están en la fase de temperatura baja (martensita) se pueden deformar fácilmente. Sin embargo, en el momento en que se someten a un incremento de temperatura de acuerdo al rango establecido en sus características, las estructuras cristalinas pasan de la fase martensita a la austenita y vuelven a la forma anterior. Este proceso de transformación se conoce como efector de memoria de forma y establece la base del funcionamiento de este tipo de aleaciones [133].

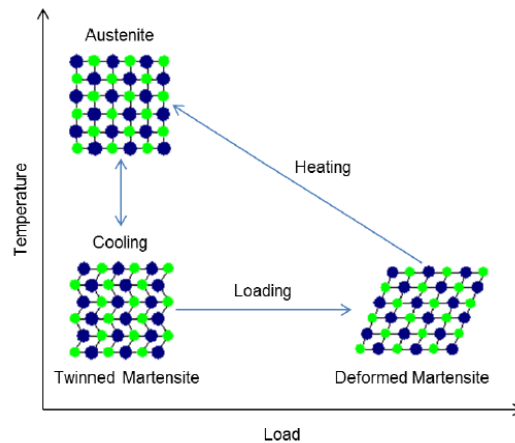


Figura. 3-33. Vista microscópica del efector de memoria de forma. [132]

En general, las aleaciones más utilizadas son aquellas formadas por níquel y titanio (NiTi), ya que este tipo de materiales son intrínsecamente susceptibles de ser empleados como sensores o como actuadores, lo que los hace adecuados para su integración en estructuras inteligentes [134].

Las aleaciones SMA normalmente presentan un efector de memoria de forma unidireccional, también llamado efecto de memoria simple. Esto indica que la aleación se deforma al ser calentada, pero durante el enfriamiento no modifica su forma a no ser que sea estresada nuevamente. El

porcentaje de deformación que las aleaciones de níquel-titanio (NiTi) permite es aproximadamente del 5%, un rango considerablemente mayor que el que normalmente permite al acero, que es únicamente del 2%. En la actualidad, sin embargo, también se fabrican aleaciones SMA con efecto de memoria bidireccional. En estos casos, la aleación se expande al ser calentada por encima del rango de temperatura de transición, mientras que espontáneamente se contrae al ser enfriada nuevamente por debajo de esta temperatura [135]. Para provocar el doble efecto de memoria de forma, el material es sometido a un tratamiento térmico, también conocido como entrenamiento. Esta fase de entrenamiento fuerza al material a recordar ambos estados, tanto el de calentamiento como el de enfriamiento.

En muchas aplicaciones los actuadores disponibles se encuentran normalmente en forma de uno o varios cables o bobinas. Estos actuadores SMA están típicamente acoplados a un muelle o peso opuesto, el cual proporciona la fuerza opuesta a la contracción del elemento con memoria de forma, o pueden situarse dos actuadores SMA en forma de pares antagonistas. Normalmente son calentados mediante aplicaciones de la ley de Joule (al paso de una corriente eléctrica por un conductor, este se calienta), y el enfriamiento es producido por transferencia de calor al ambiente [131].

El cambio que se produce en las estructuras cristalinas de un actuador SMA cuando su forma cambia no es un proceso reversible termodinámicamente. En otras palabras, existe una disipación de energía producida por la fricción interna y ciertos defectos estructurales existentes. Como resultado de esto, se crea una histéresis de temperatura que condiciona el funcionamiento de estos actuadores de manera importante. El material pasa de ser 100% martensita a 100% austenita, y durante la fase de calentamiento la composición de este es mixta. La histéresis de temperatura produce una curva diferente para el proceso de calentamiento que para el de enfriamiento, lo que se traduce directamente en una histéresis en la relación tensión-temperatura [136].

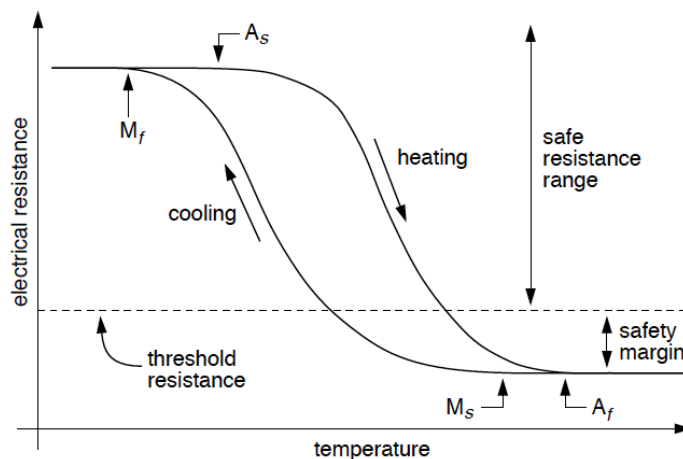


Figura. 3-34. Curva de histéresis de un actuador SMA. [137]

La figura anterior muestra una gráfica simplificada de la relación entre resistencia y temperatura típica de aleaciones NiTi. A medida que la aleación es calentada desde un estado frío, comienza a transformarse en la fase austenita a partir del punto  $A_s$  (Austenite Start – Comienzo de austenita),

completándose esta fase en el momento en que la temperatura alcanza un valor de temperatura  $A_f$  (Austenite Finish – Final de austenita). De igual manera, a medida que la aleación caliente se enfría, se transforma de vuelta en la fase martensita entre los valores de temperatura  $M_s$  (Martensite Start – Comienzo de martensita) y  $M_f$  (Martensite Finish – Final de martensita). Estas temperaturas son menores que las de la curva de calentamiento a causa de la histéresis que se produce en la transformación. Para el caso de aleaciones NiTi, la resistencia varía aproximadamente un 20% [137].

En la siguiente figura se muestra la típica gráfica de relación entre el ángulo existente y el par producido, creada a partir de una caracterización técnica. En ella se observa perfectamente que el recorrido angular tiende a estabilizarse una vez se aplica suficiente carga para deformar nuevamente el elemento a través del enfriamiento [138].

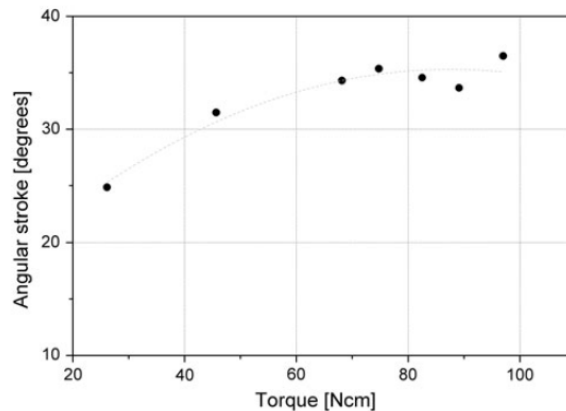


Figura. 3-35. Relación entre ángulo y par producido en actuadores SMA. [138]

Sin embargo, estudios recientes han demostrado que las aleaciones SMA pueden ser utilizadas de manera eficiente como una alternativa en la tecnología de actuadores, pudiendo aplicarse en un amplio espectro de sistema robóticos y aplicaciones. A pesar de todo, esta claro que este tipo de aleaciones (y los materiales inteligentes en general) no pueden considerarse como un sustituto universal para las tecnologías clásica de servomotores [132].

En cuanto a la implementación de este tipo de actuadores en el control de un exoesqueleto como la órtesis de brazo anteriormente detallada, el reemplazo del actuador lineal existente en la órtesis por uno equivalente pero compuesto por SMA no puede ser inmediato por los condicionantes anteriormente explicados. La información adquirida por los sensores debe ser enviada a la unidad de procesamiento a través de la tarjeta de adquisición de datos, y después del procesamiento correspondiente la señal de consigna de los actuadores es preparada y enviada a estos para que la órtesis realice el movimiento deseado.

La complejidad de los modelos SMA descritos anteriormente hace que sea difícil diseñar matemáticamente controladores para sistemas robóticos con actuadores de este tipo. Las principales razones que provocan dicha complejidad son [130]:

- Los actuadores SMA presentan dinámicas no lineales, por lo que son controlados mejor mediante controladores no lineales.
- Resulta muy complicado especificar exactamente las condiciones del material SMA y su entorno.
- El rango de movimiento de las aleaciones SMA es cubierto con pequeños cambios de temperatura, lo que hace al sistema muy sensible a cambios ambientales o cambios en la transferencia de calor por convección.

A pesar de las dificultades de modelado, se han conseguido resultados muy interesantes aplicando diferentes controladores. Se han llevado a cabo pruebas con controles clásico PI, PD o PID [139], controles PI con realimentación de temperatura [140], o controles con estructura variable [141].

Uno de los sistemas de control más populares está basado en el control de un par de actuadores SMA antagonistas, incorporando a su vez un mecanismo de calentamiento rápido [137, 142]. En la siguiente figura se muestra un diagrama de un posible sistema de control, el cual incorpora un sistema limitador de corriente. A partir de la señal de posición de consigna  $x_d$ , y de las señales de posición provenientes de los sensores de los actuadores SMA, el sistema de control establece una señal de salida  $I_d$ . Esta señal puede ser interpretada directamente como la corriente de calentamiento deseada para un elemento SMA particular, o se computaran tantas señales de control como elementos existan. Sin embargo, antes de enviarla a los actuadores, normalmente se introduce en un limitador de corriente que calcula la corriente de calentamiento real  $I_h$  de acuerdo con la siguiente fórmula:

$$I_h = \min(I_d, I_{max}(R)) \tag{15}$$

La corriente es después enviada a un regulador de intensidad, el cual envía dicho valor al actuador SMA. En todo momento se utiliza como realimentación del limitador de corriente la información de tensión a través del elemento SMA, así como la intensidad que circula por este.

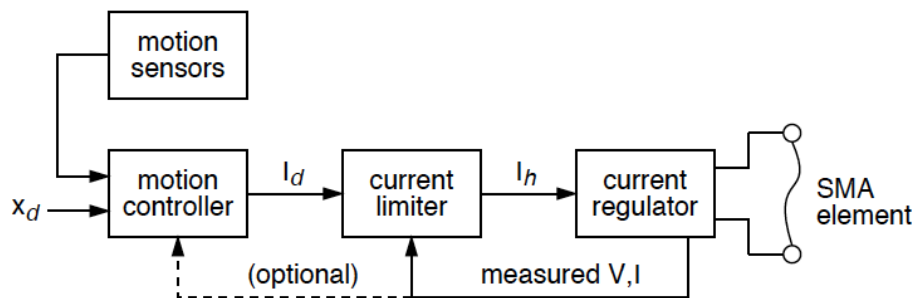


Figura. 3-36. Diagrama de control de un actuador SMA. [142]

En el caso de querer utilizar dos pares antagónicos de actuadores SMA, el diagrama de control es similar, generando señales diferentes para ambos actuadores.

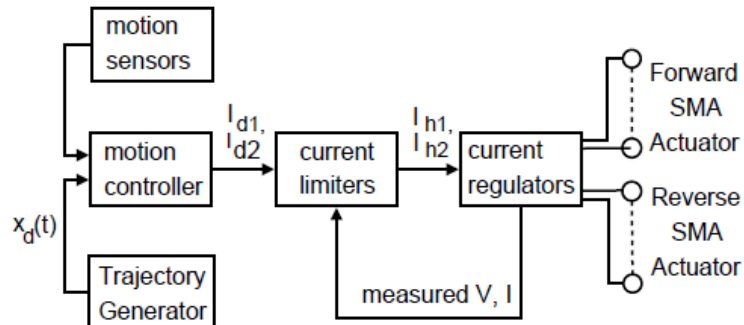


Figura. 3-37. Diagrama de control de un par de actuadores SMA antagónicos. [142]

A pesar de las prometedoras posibilidades de la implementación de actuadores SMA en el control de la órtesis de brazo disponible, no ha sido posible desarrollar esta tecnología ya que existe varias limitaciones que no lo convierten en la opción más recomendable, tal y como se ha comentado anteriormente. Especialmente importantes son la velocidad de actuación que proporcionan los actuadores SMA, así como la fuerza que son capaces de desarrollar, que los hacen claramente insuficientes para generar el movimiento de la órtesis de brazo que se desea controlar.

### 3.5. Base de datos de señales EMG

Uno de los principales problemas que hay que afrontar a la hora de desarrollar aplicaciones y analizar los comportamientos de las señales electromiográficas es que no existen bases de datos públicas y de calidad disponibles. Es por ello por lo que se decidió desarrollar un protocolo de captura de señales electromiográficas mediante el que se ha construido una base de datos que poder utilizar para probar algoritmos y diferentes posibles aplicaciones. Estos trabajos fueron realizados durante la estancia de investigación internacional llevada a cabo en el Instituto Tecnológico de Estudios Superiores de Monterrey, más comúnmente conocido como el TEC de Monterrey, dentro del Departamento de Mecatrónica y bajo la supervisión Dr. Martin Rogelio Bustamente Bello.

En el marco del diseño de la base de datos a crear, se preparó un experimento mediante el que crear una base de datos suficientemente grande y cuyo contenido pudiera ser de interés para la tesis doctoral tanto durante la estancia como en el futuro. Se consiguieron muestras de 40 sujetos con información sobre las señales electromiográficas, y además también se grabaron las señales de un goniómetro que media el ángulo del brazo en todo momento, y de unos acelerómetros situados a lo largo del brazo de los sujetos. Todas estas grabaciones se hicieron sirviéndonos de material perteneciente al Tecnológico de Monterrey, y de acuerdo a los códigos éticos regidos por el centro universitario y que están en concordancia con los reglamentos internacionales de pruebas con sujetos humanos.



La articulación sobre la que se decidió trabajar fue el codo. Para ello, se seleccionaron 4 regiones musculares de manera que se tuviera una lectura adecuada de los movimientos de flexión y extensión del antebrazo. De acuerdo a la fisiología humana, los músculos elegidos fueron el bíceps braquial, el tríceps braquial (cabeza media), el tríceps braquial (cabeza lateral) y el braquiorradial. Para identificarlos adecuadamente, a continuación se señalan en un modelo muscular del cuerpo humano:

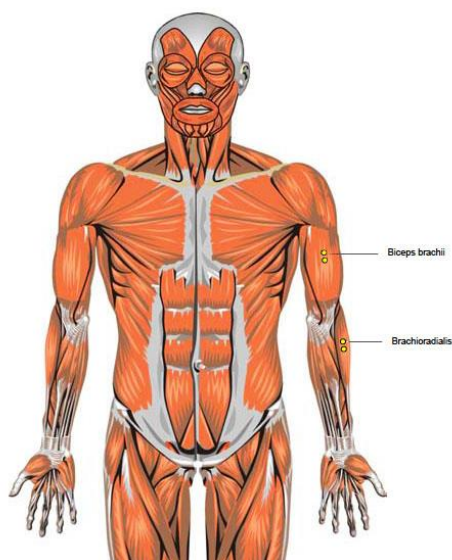


Figura. 3-38. Vista frontal del modelo muscular humano. [15]

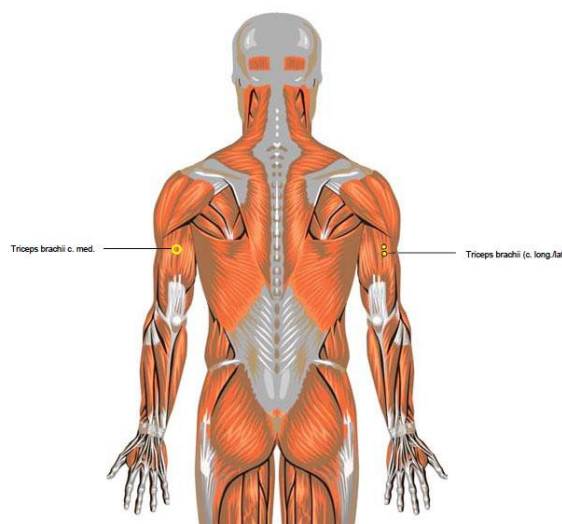


Figura. 3-39. Vista trasera del modelo muscular humano. [15]

Mientras que el bíceps braquial y el braquiorradial se encargan principalmente de la flexión del antebrazo, el tríceps es el responsable de la extensión rápida o contra alguna carga del antebrazo, ya que cuando el movimiento se lleva a cabo sin apenas velocidad, es la gravedad la que produce el movimiento principalmente. Esto se ha explicado anteriormente cuando se ha comentado el concepto de músculos agonistas y antagonistas.

Para localizar los electrodos en los músculos apropiados, se siguieron los lineamientos del proyecto SENIAM (Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles) que se trata de una acción concertada por el Programa de Investigación y de Salud Biomédica de la Unión Europea que indica las posiciones adecuadas de los electrodos con respecto a medidas antropométricas de cada sujeto. Dicho proyecto define tanto la distancia entre electrodos como la posición de cada uno de ellos en el brazo. A falta de información en dicho proyecto acerca del posicionamiento de electrodos en el braquiorradial, se recurrió a libros de anatomía y a varios intentos de lectura de señal para determinar que el lugar óptimo para colocar los electrodos en este músculo era en la línea que marcaba la primera cuarta parte de la línea de acción del músculo, que va desde el epicóndilo lateral del húmero hasta la cara lateral del radio.

A continuación se muestran las posiciones en las cuales se situaron los electrodos:

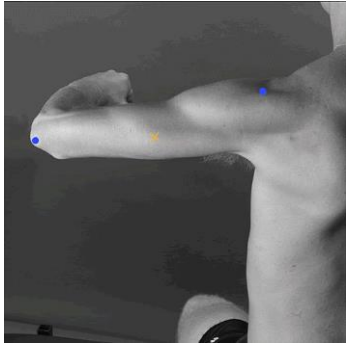


Figura. 3-40. Localización de electrodos en la cabeza media del tríceps braquial. [62]

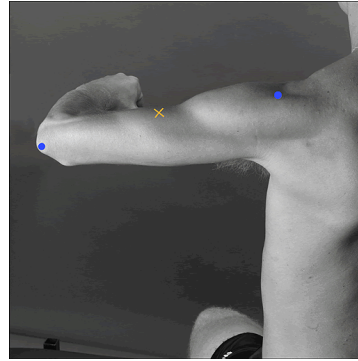


Figura. 3-41. Localización de electrodos en la cabeza lateral del tríceps braquial. [62]

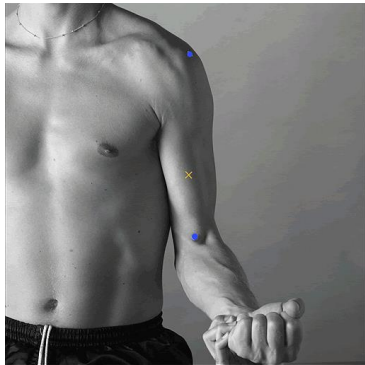


Figura. 3-42. Localización de electrodos en el bíceps braquial. [62]



Figura. 3-43. Localización de electrodos en el braquiorradial. [56]

Una vez definidos los músculos a analizar, y a partir de todo lo recogido anteriormente tras el análisis de la literatura realizado, se decidió utilizar al menos a treinta sujetos en el estudio, incluyendo los datos de rangos de edad, altura, peso, índice de masa corporal (IMC), y medidas antropométricas del brazo. Además, se capturó el ángulo del brazo en todo momento a través de un goniómetro situado en la cara medial del brazo y del antebrazo, de manera que se pudiera medir el ángulo entre ambos.

### 3.5.1. Movimientos a realizar

Para poder obtener la información mas representativa del movimiento de flexión y extensión del antebrazo, se decidió que se obtendrían lecturas de todos los músculos de manera que se pudiera fácilmente obtener de entrada la máxima contracción voluntaria, así como datos de movimiento con y sin carga. Por todo ello, se decidió que se utilizarían principalmente dos fases en el protocolo de medición: una primera fase isométrica y una segunda fase dinámica.

- **Fase isométrica:** para esta fase se determinó que, para obtener un máximo absoluto tanto para el bíceps como para el tríceps, se debería de realizar dos movimientos y repetirlos tres veces cada uno, de manera que se obtuviera el máximo de esos tres movimientos con las mediciones realizadas. Los dos movimientos consistían en apoyar la palma de la mano en una superficie plana fija (por debajo de la misma para que actuara el bíceps y por encima para que actuara el tríceps) e ir incrementando la fuerza lentamente en forma de rampa durante los primeros 5 segundos y después mantenerla durante 10 segundos de manera que se viera el máximo justo después de terminar los 5 segundos. Los movimientos se fueron intercalando durante esta fase de manera que primero se colocaba la mano por debajo de la superficie y después por encima. Se dieron 3 minutos de descanso entre cada movimiento.
- **Fase dinámica:** para la fase dinámica se decidió realizar cuatro series de movimientos, la primera de ellas sin carga alguna y a velocidad lenta (~1 vez por segundo), la segunda con carga y lento (~1 vez por segundo), la tercera serie fue sin carga nuevamente pero rápido (~2 veces por segundo) y la última fue con carga y rápido (~2 veces por segundo). Para lo anterior, se usaron 10 movimientos simples de flexión-extensión del antebrazo con la palma supina para cada serie y se dejó descansar 1 minuto antes de continuar con la siguiente serie. Una vez terminadas las 4 series, se dejó un intervalo de 3 minutos de descanso antes de repetir nuevamente las 4 series. Se repitió esta secuencia (sin carga, lento – 1 min descanso – con carga, lento – 1 min descanso – sin carga, rápido – 1 min descanso – con carga, rápido– 3 min descanso) 3 veces y se finalizó la prueba.

### 3.5.2. Sistema de adquisición

En el sistema de captura de datos se utilizaron dos tarjetas de adquisición de datos de National Instruments (NI USB-6211) de 16 bits de conversión analógica a digital conectadas mediante USB a una computadora. A dichas tarjetas se introdujeron los datos tanto de la electromiografía como del goniómetro, de manera que se tuviera una alta resolución en la adquisición de datos.

Se diseñó una interfaz gráfica en LabView de National Instruments, de forma que la frecuencia de muestreo fuera de 1000 Hz y el número de muestras de cada adquisición fue guardado en los archivos de datos de la base. Se almacenaron tanto los datos reales del EMG sin ganancia alguna como los datos filtrados, amplificados, rectificadas y suavizados, para lo cual se utilizó primero un filtro pasa bandas de 20 a 500 Hz, luego una ganancia de 100, una rectificación tomando el valor absoluto de la señal y un suavizado con un filtro pasa bajas para sólo dejar pasar las frecuencias más bajas.

Para la conexión del goniómetro, se utilizó la unidad de adquisición de datos BIOPAC MP35 conectado a los dos canales del goniómetro, donde en el primer canal se almacenó la información relevante al ángulo de la articulación del codo y en el segundo se almacenó el ángulo de desplazamiento medial-lateral del brazo con respecto al antebrazo. Los datos provenientes de la

unidad de adquisición fueron adquiridos con el Software Biopac Student Lab Pro 3.7 y la adquisición de la señal fue inicializada desde Labview mediante una señal de disparo. Los datos fueron guardados posteriormente en un archivo .mat y guardados en la carpeta correspondiente a cada prueba y a cada sujeto.

Para la interfaz gráfica en LabView, se pedía al usuario ingresar datos del sujeto como Nombre, Edad, Peso y Altura de manera que también se guardaran en el archivo generado por este programa.

**Sistema de análisis de movimiento**

Encendido Sensibilidad Acelerómetros

1.5 g INICIO

**Datos del Sujeto**

Nombre

Género (Hombre/Mujer)

Edad

Peso (kg)

Altura (cm)

Figura. 3-44. Interfaz gráfica de usuario para captura de datos en LabView.

### 3.5.3. Consentimiento informado

Finalizando la etapa de diseño del sistema de adquisición de datos, se procedió a la elaboración de un consentimiento informado en dónde se le pudiera informar a los sujetos que realizarían las pruebas acerca de los posibles riesgos, el propósito de nuestra investigación y de la confidencialidad de sus datos. Todo esto fue para atenernos a las buenas prácticas de investigación y seguir los protocolos éticos existentes. El consentimiento informado elaborado en conjunto con el equipo de investigación se muestra en los anexos.

### 3.5.4. Captura de señales

Una vez concluido el diseño del sistema de adquisición de datos, las pruebas fueron realizadas y se llegó a capturar señales provenientes de un total de 40 sujetos. Para cada sujeto se realizaron las pruebas mencionadas anteriormente en el protocolo de medición. Las pruebas tomaron lugar del

24 de junio al 8 de julio de 2015, y los datos fueron almacenados en una base de datos en línea y quedan a disponibilidad para su procesamiento y consulta bajo permiso de acceso previo. En el anexo se pueden encontrar los datos de los sujetos a los que se les realizaron las pruebas, así como la información clínica relevante y la fecha y hora de adquisición de los datos.

A continuación, se muestran unas fotos de la captura realizada con uno de los sujetos, donde se pueden observar todos los sensores situados:

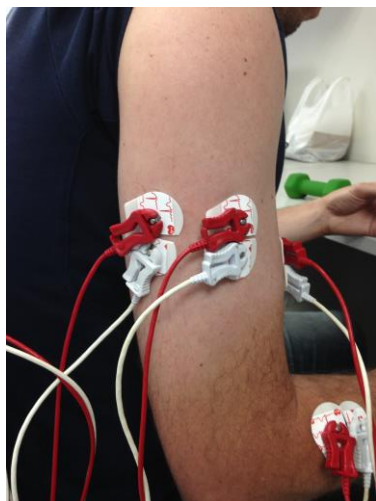


Figura. 3-45. Situación de los sensores EMG en el tríceps braquial (cabeza media y cabeza lateral).

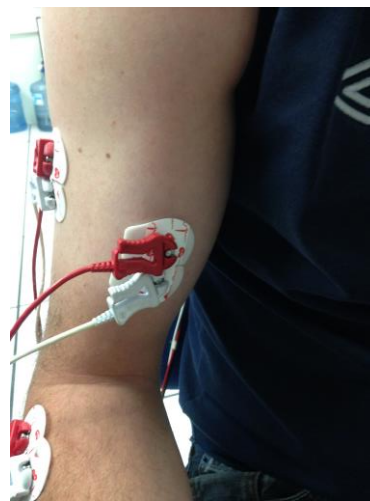


Figura. 3-46. Situación de los sensores EMG en el bíceps braquial.

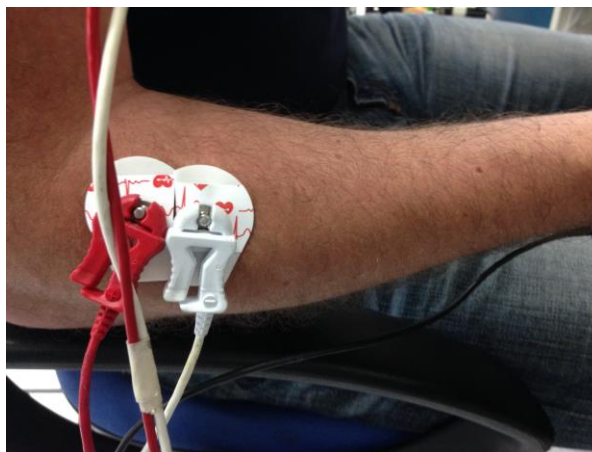


Figura. 3-47. Situación de los sensores EMG en el braquiorradial.



Figura. 3-48. Situación de la señal de referencia en la muñeca.



Figura. 3-49. Situación del goniómetro.



Figura. 3-50. Vista completa durante la realización de las pruebas.

Finalmente, y como muestra de estos datos, con los cuales se está trabajando en la actualidad tanto en la Universidad del País Vasco como en el TEC de Monterrey, a continuación se observan las señales de los 4 sensores electromiográficos durante una de las pruebas realizadas:

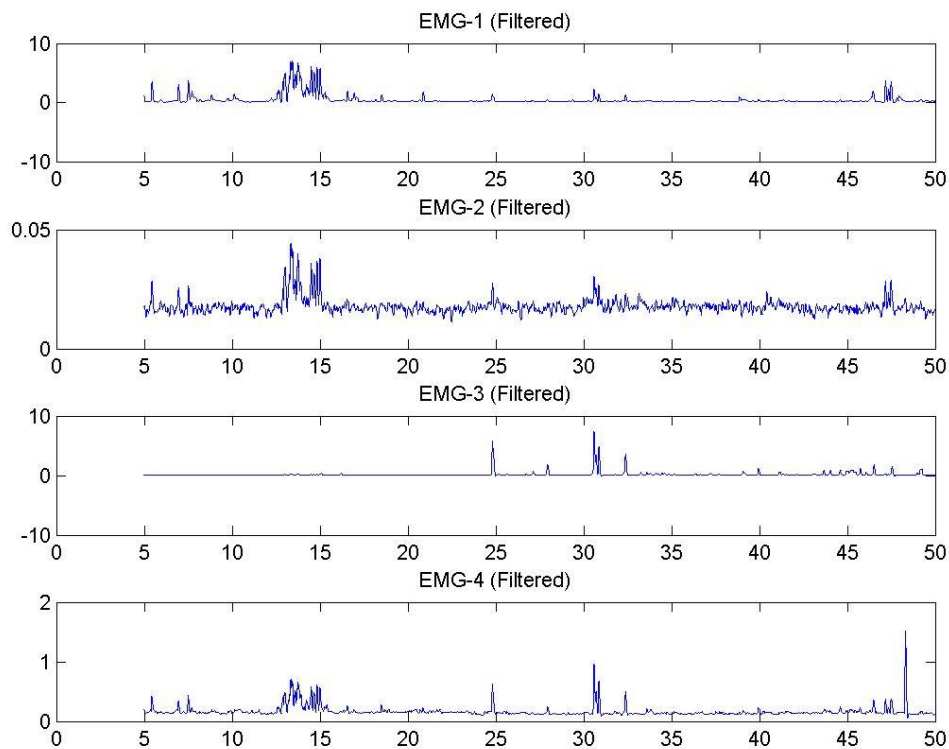


Figura. 3-51. Señales EMG adquiridas durante la realización de las pruebas.

### 3.6. Relación entre los datos EMG y el ángulo de la articulación

En la literatura está perfectamente demostrado que un impacto en la fuerza muscular tiene lugar cuando la longitud muscular o la posición de la articulación cambian [143-145]. Sin embargo, todavía no existe suficiente evidencia científica para asegurar que el ángulo de la articulación influye en la actividad muscular representada por la electromiografía superficial [146]. Hay investigaciones que sugieren la existencia de un efecto sistemático entre la actividad muscular, la fuerza muscular del bíceps y el ángulo de la articulación [147, 148], mientras que otros autores han declarado no haber encontrado ninguna relación entre la electromiografía normalizado y el ángulo de la articulación en bíceps y tríceps [149].

Sin embargo, obtener una relación entre los datos EMG y los ángulos que generan los miembros del cuerpo al realizar movimientos podría ayudar a entender de forma más completa la forma en la que los músculos participan en la generación de movimientos, así como en la producción y el mantenimiento de posturas específicas. De igual manera, esta información podría ser usada para crear un modelo de activación y producción de movimiento, basado en datos reales, el cual pueda aplicarse en simulaciones de movimientos utilizando modelos de los músculos.

A partir de la base de datos existente, se han analizado los datos electromiográficos existentes llevando a cabo diferentes procesamientos y filtros. Las actividades realizadas se pueden observar en detalle en el siguiente diagrama de flujo:

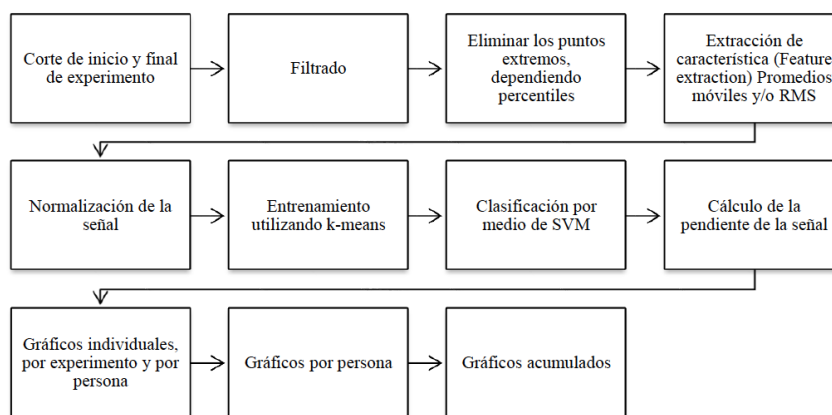


Figura. 3-528. Diagrama de flujo de los pasos realizados.

- Corte de inicio y final de experimento:** para reducir el ruido que se genera antes de comenzar el experimento y una vez terminado el mismo, y teniendo en cuenta no eliminar información válida, se ha utilizado un algoritmo capaz de identificar los picos más representativos del goniómetro, los cuales son representados mediante el movimiento de la articulación. A partir de estos momentos, se han eliminado los datos anteriores al primer pico y posteriores al último, eliminando información no relevante.

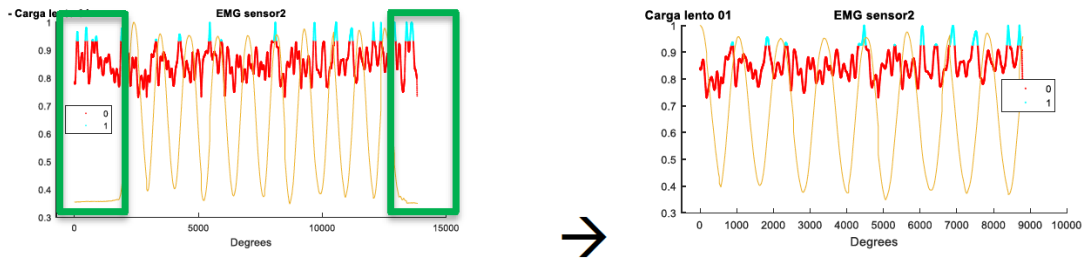


Figura. 3-539. Proceso de corte del inicio y final del experimento.

- **Filtrado:** debido a las condiciones del experimento tales como la piel de cada sujeto, la velocidad del flujo de sangre, la temperatura, el lugar exacto de medición..., se producen diferentes tipos de ruido que se encuentra dentro de la señal EMG. Las principales fuentes de ruido, tal y como se ha explicado anteriormente, son entre otros el ruido inherente del electrodo, el movimiento del electrodo hasta que llega al amplificador, el ruido electromagnético, el crosstalk, el ruido interno de las fibras musculares, la inestabilidad de la señal o los artefactos electrocardiográficos [150].

Es necesario eliminar el ruido no deseado generado por los dispositivos de medición y la naturaleza del experimento. Las fuentes externas a la señal EMG interfieren con la señal esperada y contienen información errónea, la cual resulta en datos imprecisos, por lo que el filtrado es muy importante. Debido a que los datos se encuentran dentro del espectro 0-250Hz, se utilizó una frecuencia de muestre del sistema de 1000Hz, de acuerdo al teorema de muestre de Nyquist-Shannon [151].

Los datos electromiográficos reales son procesados mediante varios filtros digitales antes de proceder a su clasificación:

- Filtro paso alto con frecuencia de corte de 20Hz, para eliminar cualquier unidad motora generada por el sistema nervioso central y que no corresponda a los músculos analizados
- Filtro paso banda entre 50 y 60Hz para eliminar el ruido electromagnético de los componentes electrónicos, así como su interferencia
- Filtro paso bajo con frecuencia de corte de 250Hz para eliminar todo el ruido que esté fuera del espectro electromiográfico



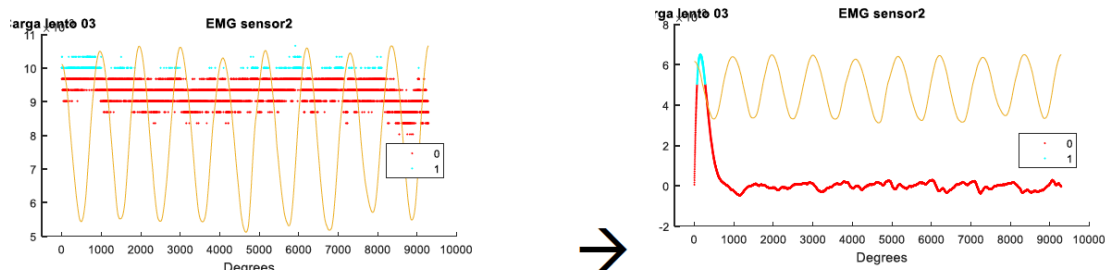


Figura. 3-54. Proceso de filtrado.

- Filtrado de puntos fuera de serie (outliers):** como se puede observar en la imagen anterior, el filtrado puede muchas veces ocasionar picos muy grandes en los resultados. Con el fin de eliminar dichos errores, se lleva a cabo una discriminación de datos de tipo percentil, que consiste en buscar la distribución total de los datos de la muestra, y a partir de esta distribución encontrar los valores de percentil alto y bajo, dados por el usuario, eliminando todos esos valores. Se recomienda para estas aplicaciones usar valores no menores al 5% y no mayores al 95% para no perder información que pudiera ser valiosa.

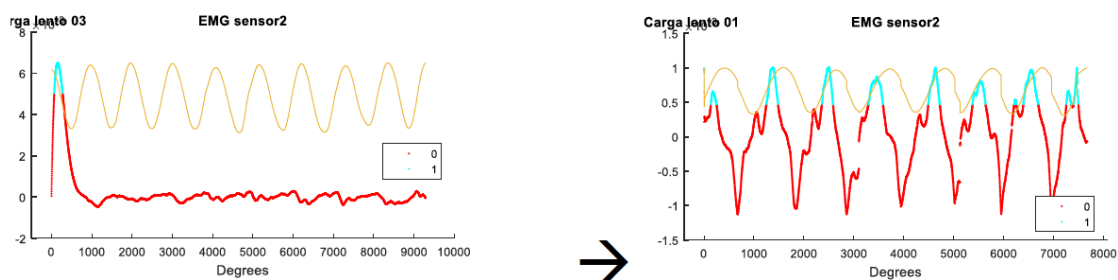


Figura. 3-55. Filtrado de puntos fuera de serie (outliers).

- Extracción de características:** debido al alto nivel de ruido que contienen las señales electromiográficas, es necesario hacer un procesamiento posterior al filtrado para incrementar la eficiencia del clasificador. En la literatura existen diferentes opciones de características que emplear para mejorar la clasificación, y uno de los estadísticos más típicos en aplicaciones con EMG para el diagnóstico de la actividad muscular es la media cuadrática o RMS. Esta medida es típicamente empleada para evaluar la funcionalidad del músculo después de una cirugía [152]. La amplitud de la media cuadrática, como se ha comentado anteriormente es una métrica robusta para determinar qué tan activo está el músculo en un instante.

Para este tipo de procesamiento, en el análisis se recomienda utilizar un RMS para que la señal represente la actividad muscular en lugar de la diferencia de potencias de los electrodos.

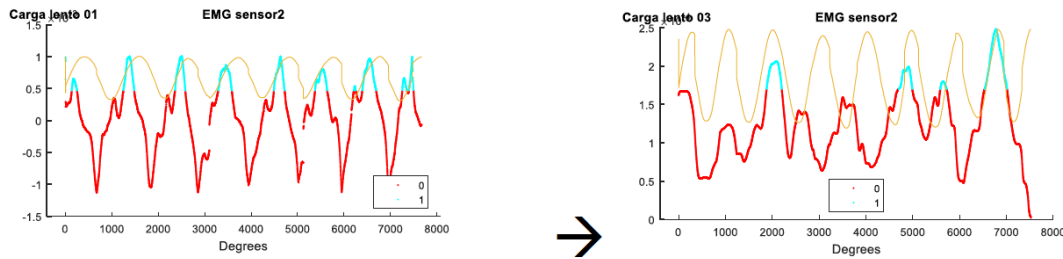


Figura. 3-56. Señal EMG antes y después de un análisis RMS.

- **Normalización:** los datos EMG entre diferentes sujetos son netamente diferentes por el simple hecho de que cada persona tiene unas características musculares y físicas distintas. Incluso el mismo sujeto puede generar señales EMG distintas con diferentes músculos, o en el mismo músculo con diferentes actividades. Para poder comparar datos EMG entre diferentes personas, músculos y ejercicios, la señal debe ser normalizada.

Considerando lo explicado anteriormente, se ha utilizado la técnica del máximo valor de activación durante la máxima contracción voluntaria, obteniendo el siguiente resultado:

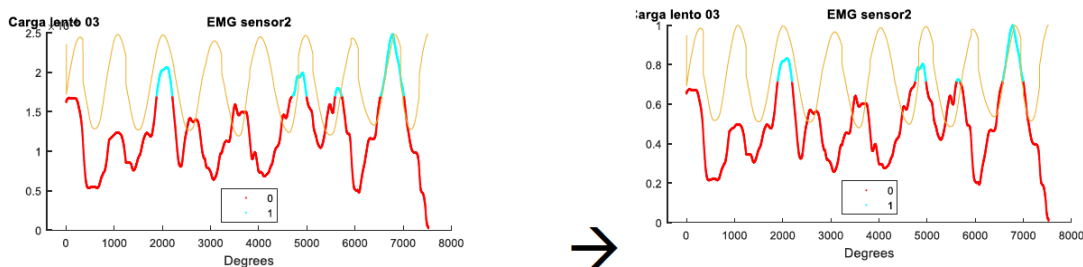


Figura. 3-57. Proceso de normalización.

- **Clasificación:** muchos estudios clínicos para la clasificación de señales EMG han sido propuestos en la literatura, y como ya se ha explicado hay diferentes opciones disponibles. Estos algoritmos han sido utilizados en muchas ocasiones con propósitos patológicos, en los cuales se puede supervisar el ejercicio y utilizar un algoritmo supervisado. Por la naturaleza de esta investigación, se ha decidido implementar en una primera instancia un algoritmo no supervisado k-means, el cual sirva como entrenamiento para la máquina de vectores de soporte (SVC).

En primer lugar se utilizó el algoritmo no supervisado k-means para realizar una clasificación previa de los datos y servir como entrada para el siguiente algoritmo de clasificación. Se probaron diferentes valores de “k”, siendo el valor más alto de dicha

variable el que indica que el músculo está trabajando. Todos los demás valores son acumulados dentro de un mismo cluster, indicando que no hay activación del músculo. Tras realizar una prueba de sensibilidad, se llegó a la conclusión de que se recomienda utilizar un valor mínimo de 4.

Posteriormente se empleó un análisis mediante máquinas de vectores de soporte o SVM, las cuales son algoritmos de aprendizaje supervisado que se utilizan para resolver problemas de regresión y clasificación. Dado un conjunto de datos de entrenamiento identificados por clases, se entrena un modelo predictivo a través de una SVM, el cual posteriormente es capaz de predecir de forma precisa la clasificación de dichos datos. El uso de SVM generalmente resulta en una clasificación de alta precisión, aunque tiene una gran complejidad computacional y además su proceso adolece de falta de transparencia y significancia interna.

- Resultados:** el primer resultado del proceso que se observa es un histograma donde se muestra la cantidad de veces que se observó un valor clasificado como encendido en un ángulo de la articulación en particular. En el eje X de las gráficas se representa el ángulo de la articulación, mientras que en el eje Y se indica el número de veces que se observó activación muscular en dicho ángulo, pudiéndose ver la relación existente entre ángulo y activaciones:

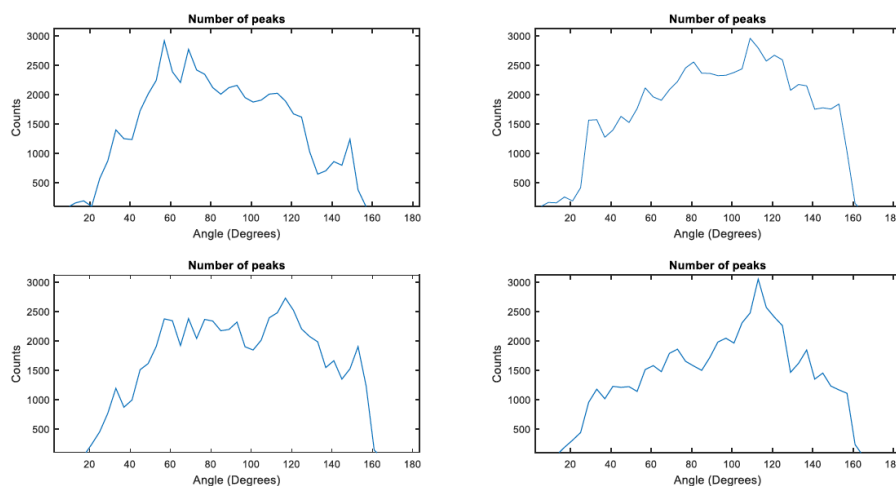


Figura. 3-58. Gráfico de histogramas.

De las gráficas anteriores se infiere que no hay ningún patrón particular que relacione ambos parámetros. Sin embargo, sí que se muestra una distribución donde a partir de los 20° comienza a haber una mayor actividad muscular, repitiéndose posteriormente alrededor de los 45° y otra vez al final a los 120°.

A continuación se extrajo el gráfico de promedios de las muestras, el cual proporciona el promedio de los datos que presentaron una activación en dicho ángulo. Se muestra la suma

de los promedios de las activaciones musculares en cada ángulo de los analizados, pudiéndose medir la intensidad de las activaciones que se observaron en el gráfico anterior.

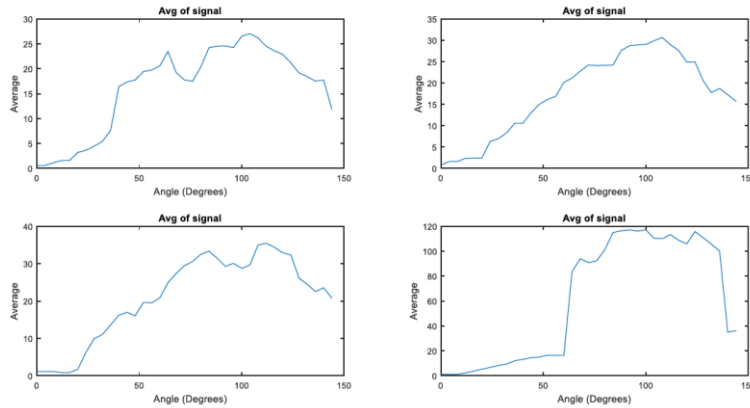


Figura. 3-59. Gráfico de promedios.

De este análisis se puede extraer que a partir de los 40° es cuando el músculo comienza a tener una mayor activación, lo que concuerda con los momentos de mayor esfuerzo de acuerdo con las características de la adquisición de los datos EMG.

Por último, se generó el histograma de tendencia, el cual sirve para identificar si existe una tendencia en las activaciones, es decir, para cada ejercicio se busca la pendiente de la señal EMG, y posteriormente se representan dichos valores en un histograma para identificar si existe alguna tendencia en los datos. De esta forma, y en términos prácticos, se podría observar si, a medida que pasa el tiempo, el músculo se va fatigando o se mantiene constante.

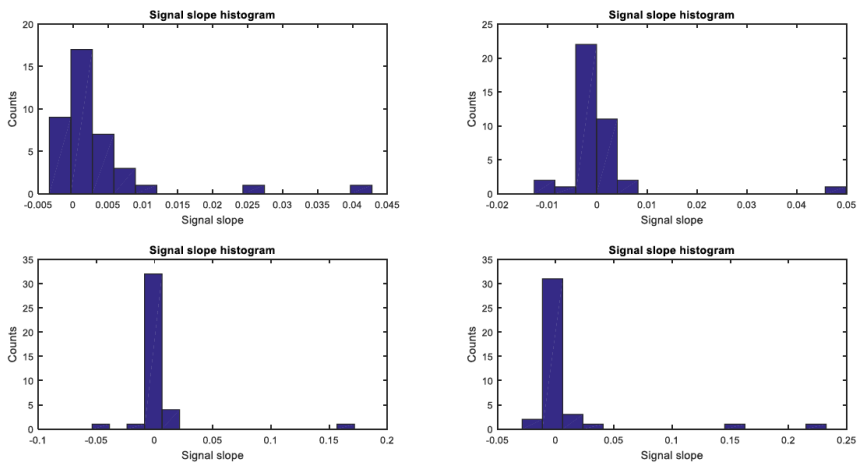


Figura. 3-60. Histograma de tendencias.

Los resultados de este análisis muestran que, para los ejercicios realizados en la captura de las señales de la base de datos que se ha analizado, los músculos apenas sufren fatiga, pues el valor predominante en las pendientes de los ejercicios es de 0. Esto indica que la intensidad de la señal se mantiene constante durante todo el ejercicio.



## CAPÍTULO 4

---

### PRODUCCIÓN CIENTÍFICA RELEVANTE

4.1 - Arm Orthoses/Prosthesis Control Strategies with EMG Signals and Tactile Pressure Sensor

4.2 - Implementation of SMA actuators in arm Orthosis/Prosthesis, controlled by surface EMG signals and tactile pressure sensors

4.3 - Arm Orthosis/Prosthesis control based on surface EMG signal extraction

4.4 - Arm orthosis/prosthesis movement control based on surface EMG Signal extraction

4.5 - Motion control of an arm orthosis by EMG signals through ANN analysis





## 4. PRODUCCIÓN CIENTÍFICA RELEVANTE

### 4.1. Arm Orthoses/Prosthesis Control Strategies with EMG Signals and Tactile Pressure Sensor

#### Arm Orthoses/Prosthesis Control Strategies with EMG Signals and Tactile Pressure Sensor

Aaron Suberbiola, Jose Manuel Lopez-Guede, Fernando Oterino, Isidro Calvo, Ekaitz Zulueta

University of the Basque Country, Vitoria, Spain

{asuberviola001, jm.lopez, f.oterino, isidro.calvo, ekaitz.zulueta}@ehu.es

##### Abstract.

The goal of this paper is to compare two control strategies for arm orthoses or prosthesis. There are a lot of different ways of controlling this kind of devices, and all of them have their own advantages and disadvantages. An extended control method is that which uses electromyography signals as inputs, and bases the device movements on them. We have improved this control strategy adding two tactile pressure sensors and combining the inputs from both, EMG and tactile pressure sensors. The comparison between them should be properly done, so the best control method control is selected, but a lot of different variables must be taken in account, due to the system complexity.

**Keywords:** EMG, pressure sensors, control, orthosis, prosthesis, arm, power assist

#### 1 Introduction

All around the world there are about 50 million people affected by diseases or disorders related with the spinal cord or the brain [1]. It results in patients with disabilities, who need a response for their problem and want an effective solution for their life. As a result of this spinal cord injury or nerve lesions, patients with proximal arm weaknesses can use orthoses for their normal life, or as a help on their rehabilitation. Active orthoses can be used, as well, to aid rehabilitation from fractures after the removal of a cast, or to assist movement in general.

In another order of things, just in the USA there are approximately 10.000 new upper extremity amputees each year. Facts that cause these situations are very diverse, including traumas, diseases or congenital deficiencies [2]. After this tragic circumstance occurs, there are different options that can be taken in account, but they are divided in passive and active prosthesis. In between the ways of controlling an active prosthesis, there are mechanical and voice controls, EMG (stands for electromyography) signals and AMG/MMG (stands for acoustic/mechanic myography) signals. In this paper we are going to focus in an orthoses control, but it can be also used with prosthesis.

In this paper we will compare two different control strategies for these prosthesis or orthosis: one using only EMG signals, and another one in which both EMG and tactile pressure sensors are used. It might be logical to think that, the more sensors that are used, the better the system response will be. However, it has to be proved, because most of the work done before has focused on other controlling strategies.

A lot of work has already been done on exoskeleton controlling. *Vukobratovic* et al. developed a few active orthoses for paraplegics [3-4]. Its system was externally powered and had hydraulic or pneumatic actuators, coupled mechanically to the operator. *Seireg* et al. created an exoskeleton system for paraplegics powered by hydraulic actuators [5]. A bank of servo-valves controlled the actuators to follow some predefined trajectories, not the ones desired by the operator.

In the *University of Tsukuba* the hybrid assisted limb (HAL) was developed [6-7-8]. It is a battery-powered suit that detects muscle myoelectrical signals on the skin surface, and using these and other signals (such as gyroscopes, force sensors and potentiometers for measuring joint angles) it processes everything and each leg of HAL is powered in flexion/extension motion.

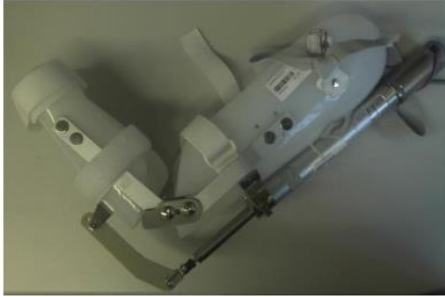
*Yamamoto* et al [9-10] have created an exoskeleton system for assisting nurses during patient handling. It includes pneumatic actuators and user input is determined via force sensing resistor coupled to wearer's skin. *Pratt* et al developed a squatting assisting system that powered the knee movement [11]. The device is powered by a linear series-elastic actuator, and uses for the control a positive-feedback force controller to create an appropriate force for the actuator.

*Kong* et al developed a full lower-limb exoskeleton system that works with a powered walker [12]. System's input is a set of pressure sensor that measure the force applied by the quadriceps on the knee. *Agrawal* et al have researched projects on statically balanced leg orthoses that reduce the effort during

swing [13]. The device uses springs in order to cancel the gravity force associated with the device links and the person leg.

## 2 Presentation of the system

The work we are talking on this paper about has been developed at the *University of the Basque Country*. We have been using an active orthosis, which is moved by a DC linear actuator (SMC LZ3 LC3). This motor can move the orthosis over an approximate angle of  $90^\circ$ , from  $90^\circ$  to  $180^\circ$ . In the following pictures the orthosis can be seen in both positions:



**Fig. 1.** Orthosis in minimum angle



**Fig. 2.** Orthosis in maximum angle

The EMG signal acquiring can be done through very different methods. There are surface electrodes and needles that are introduced under the skin. Surface electrodes can also be wet or dry, depending on the application or not of a chemical interface between the electrode and the skin. In this paper it has been used the Biometrics SX230 dry surface electrode system, because this kind of electrodes are easily applied and do not require medical training.



**Fig. 3.** EMG Sensor

The sensors are placed on the skin with an elastic band. The correct placement of the electrodes is very important to get a cleaner and better signal. There is an European project called SENIAM (Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles) whose instructions for electrode placement have been followed.

A tactile pressure sensor measures the force applied on its surface. There are different types of tactile pressure sensors, such as resistive, electrical or capacitive. We have selected the *ConTacts*, manufactured by *Pressure Profile Systems*. These sensors give a single pressure value for each sensor, and these values can be transmitted by the analog inputs of a data acquisition board. They are flexible, measure a square area of 10mm each side, and have a maximum applicable pressure of 350kPa.



Fig. 4. Tactile pressure sensor

All the data is sent to the computer through a data acquisition board. It is processed and when a consign signal is prepared, it is sent to the orthoses actuator.

### 3 Proposal solutions

As it has been said before, we are going to compare two different controlling techniques: one using only EMG signals and another one using combined EMG signals and tactile pressure signals.

#### 3.1 EMG

This proposal control technique creates its consign signals from the EMG signals that are acquired by the *Biometrics SX230* system. First important thing is to extract the motor unit action potential (MUAP) from the compound muscle action potential (CMAP), which is done using some advanced techniques. Once the MUAP is ready, it has to be properly filtered and prepared. Principal noise sources come from the equipment, the ambient and the motion artifacts [14].

Extra attention is required by the crosstalk. Despite EMG signals are dominated by the closest muscle, neighbor muscle signals may crosstalk with the desire muscle signals. The effect of crosstalk can be minimized by choosing appropriate size of the electrodes conductive area and appropriate inter-electrode distance [15].

After the EMG signal has been filtered and prepared, it has to be classified. The best method that has been tried for this kind of control is an artificial neural network (ANN). An autoregressive model is used and, once the coefficients have been calculated, the neural network is trained several times until the error rate stays below the demanding value. For the training a back propagation network with 15 neurons in the hidden layer is used, with a weight based learning function.

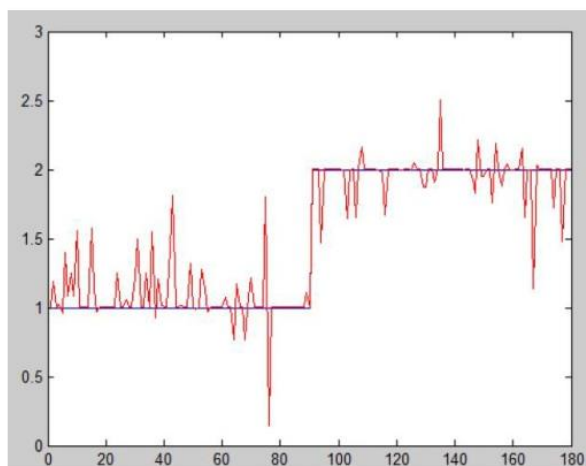


Fig. 5. Performance of the neural network classifier

During the training, the error of the system is calculated. The best performance achieved was a 94,34%, with some specific values for the training. However, when the classifying system is tested with a real database, its behavior is not as good, reducing a bit the success index.

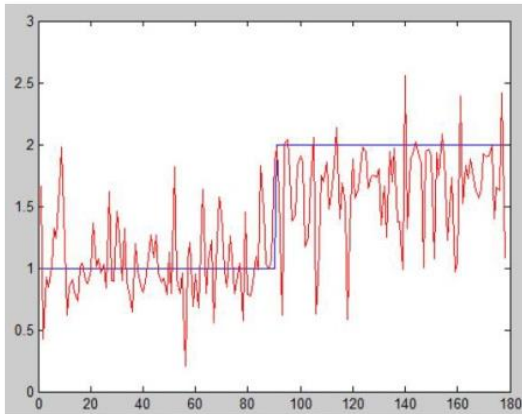


Fig. 6. ANN response with the entire signal

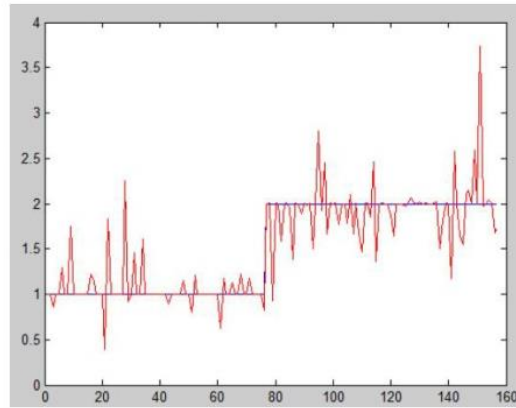


Fig. 7. ANN response with the end of the signal

The best performance achieved using the neural network in a real situation was about the 80%, in the best cases. But when we took a closer look into the results, we discovered that the signals toward the end of a movement performed better than the signals the muscles created at the beginning. It is so that the neural network classifier accuracy improves an 11%, getting to the 91%.

### 3.2 EMG + Tactile pressure sensors

The current control strategies have an accuracy of about 90% depending on the way (fuzzy networks, artificial neural networks, autoregression ...) they extract features from the EMG-signal [16]. By combining the EMG signals with data from a goniometer (angle) it was possible to increase the accuracy of the control system [17].

Previous authors have proposed a control system based on two different types of control signals [18]. They developed a force based controller when the muscle activity was low, and an EMG-based control system when the muscle activity was high.

This control strategy integrates extra data from tactile pressure sensors. We have added these sensors to improve the accuracy of the controller when there is little muscle activity. The decision is made measuring both signals, one from the EMG sensors and the other from the tactile pressure sensors. The system switches between a force signal from the tactile pressure sensors and the EMG signal depending on the size of the force signal of the tactile pressure sensors.

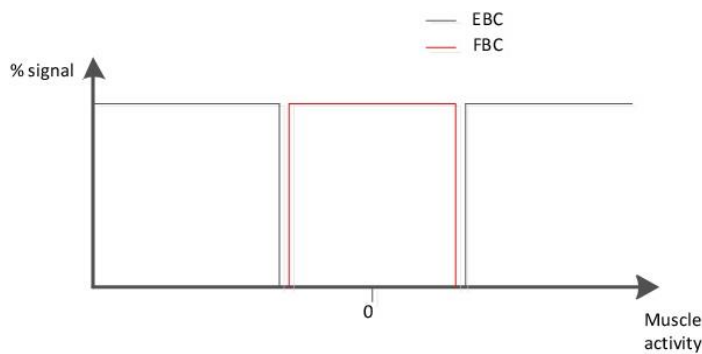


Fig. 8. Switching method

The controller compares if the output of the pressure sensor is bigger than a threshold that has been defined. Its value depends on the limit value that makes EMG signals suitable for controlling. When there is very little muscle activity, the signals that the EMG sensors acquire are not good at all for using them

as controlling inputs. So when EMG signals give us good values, they control the system, and when their values are very little, the pressure sensors control the system.

There is also a goniometer that measures the angle the orthosis has every time. It permits the system to have feedback, so it compares the value of the orthosis with the consign signal. There has been allowed a maximum error of 5° between the real angle and the desired one.

The following scheme explains the work of the control system.

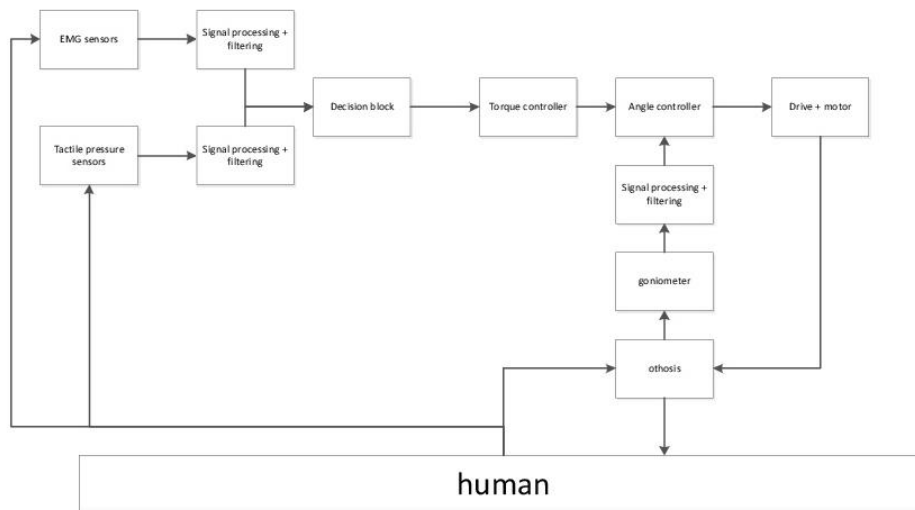


Fig. 9. Control scheme

#### 4 Conclusions and further research

In this paper two different control strategies have been shown for controlling an arm orthosis. Each of them has its own positive and negative aspects.

The first control system, the one based only on EMG signals, achieves an accuracy of 91%, in best of cases. It's a quite good success rate, but it means that, one out of ten times the user tries to do something, the orthosis will not respond properly and it will do a different thing. It is not desired, so other control strategies have to be studied.

The second control system integrates EMG sensors with tactile pressure sensors. It has also feedback thanks to a goniometer that has been added to the orthosis. The systems seem to be better than the other one, but the real behavior has to be tested in real situations. However, it has to be noticed that there is a quite big difference in the cost of the system. The amount that both tactile pressure sensors and goniometer cost is over 2.000€, so the improvement of this system will have to be proved in further research.

#### 5 References

1. Ramon S Langsang Jr MD. medscape.com. [Online].
2. Dailami, J. "The myoelectric arm: it's electrifying", Illumin, 2008.
3. Vukobratovic, M.; Ciric, V.; Hristic, D. "Contribution to the Study of Active Exoskeletons", 5th IFAC Congress (Paris), 1972.
4. Vukobratovic, M.; Hristic, D. "Development of active aids for handicapped", III International Conference on biomedical Engineering (Sorrento), 1973.
5. Seireg, A.; Grundmann, J. "Design of a multitask exoskeletal walking device for paraplegics", Biomechanics of medical devices (Marcel Dekker, New York), 1981, pp 569-644.
6. Kawamoto, H.; Sankai, Y. "Power assist system HAL-3 for gait disorder person", Int. Conf. Computer Helping People with Special Needs (Linz), 2002.

7. Kawamoto, H.; Kanbe, S.; Sankai, Y. "Power assist method for HAL-3 estimating operator's intention based on motion information", *IEEE Workshop on Robot and Human Interactive Communication (Millbrae)*, 2003, pp 67-72.
8. Kawamoto, H.; Suwoong, L.; Kanbe, S.; Sankai, Y. "Power assist method for HAL-3 using EMG-based feedback controller", *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2003, pp 1648-1653.
9. Yamamoto, K.; Hyodo, K.; Ishii, M.; Matsuo, T. "Development of power assisting suit for assisting nurse labor", *JSME International Journal Series*, 2002, pp 703-711.
10. Yamamoto, K.; Hyodo, K.; Ishii, M.; Yoshimitsu, T.; Matsuo, T. "Development of power assisting suit", *JSME International Journal Series*, 2003, pp 923-930.
11. Pratt, J.E.; Krupp, B.T.; Morse, C.J.; Collins, S.H. "The RoboKnee: An exoskeleton for Enhancing Strength and Endurance During Walking", *IEEE International Conference on Robotics and Automation (New Orleans)*, 2004, pp 2430-2435.
12. Kong, K.; Jeon, D. "Design and control of an exoskeleton for the elderly and patients", *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2006, pp 220-226.
13. Agrawal, S.K.; Fattah, A. "Theory and design of an orthotic device for full or partial gravity-balancing of a human leg during motion", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation engineering*, 2004, pp 157-165.
14. Reaz, M.B.I.; Hussain, M.S.; Mohd-Yasin, F. "Techniques of EMG analysis: detection, processing, classification and applications", *Biological procedures*, 2006
15. Hug, F. "Can muscle coordination be precisely studied by surface electromyography?", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2011, volume 21, pp 1-12.
16. Zhiguo Yan, Xiao Hu, Hongbo Xie and Zhizhong Wang Gang Wang. (2006, May) Classification of surface EMG signals using harmonic wavelet packet transform. PDF. [Online].
17. Zhiguo Yan, Xiao Hu, Hongbo Xie and Zhizhong Wang Gang Wang. (2006, May) Classification of surface EMG signals using harmonic wavelet packet transform. PDF. [Online].
18. Marcos Albaina Corcuera, *Enrique de Miguel Blanco Joachim Buyle*. (2011, June) doks.be. [Online].

4.2. **Implementation of SMA actuators in arm Orthosis/Prosthesis, controlled by surface EMG signals and tactile pressure sensors**

**Implementation of SMA actuators in arm Orthosis/Prosthesis, controlled by surface EMG signals and tactile pressure sensors**

Aaron Suberbiola  
 University of the Basque Country  
 Vitoria, Spain  
 aaronsuberbiola@gmail.com

Ekaitz Zulueta  
 University of the Basque Country  
 Vitoria, Spain  
 ekaitz.zulueta@ehu.es

**Abstract**—The goal of this paper is to show EMG based system control applied to motorized orthoses. Through two biometrical sensors biceps and triceps EMG signals are captured, and two tactile pressure sensors provide further information about the system. Then all the information is filtered and processed by an acquisition system and finally an output/control signal is produced and sent to the actuators, which will then perform the proper movement. The typical actuators have been replaced by SMA (shape memory alloy) actuators, which have better performance and are a completely new approach to this kind of orthosis' movement. Our objective is that the movement of the orthosis resembles the natural movement of the lower arm, using new techniques and new components that are more likely to human muscles, such as SMA actuators.

**Keywords**—Orthotics, Prosthetics, Control design, Electromyography, Shape memory alloys

I. INTRODUCTION

The motivation of this research is to use robotic technology to improve the performance of prosthetic devices and enhance the quality of life for people with disabilities.

All around the world there are about 50 million people affected by diseases or disorders related with the spinal cord or the brain [1]. It results in patients with disabilities, who need a response for their problem and want an effective solution for their life. Just in the USA there are approximately 10.000 new upper extremity amputees each year [2]. Facts that cause these situations are very diverse, including trauma, diseases or congenital deficiencies [3].

New actuation technology in functional or "smart" materials has opened new horizons in robotics actuation systems. Materials such as piezo-electric fiber composites, electro-active polymers and shape memory alloys (SMA) are being investigated as promising alternatives to standard servomotor technology [4].

The use of SMA provides a very interesting alternative to the mechanisms used by conventional actuators. SMAs allow to drastically reduce the size, weight and complexity of robotic systems. In fact, their large force-weight ratio, large life cycles, insignificant volume, sensing capability and noise-free operation make possible the use of this technology for building

a new class of actuation devices. However, they are not free from disadvantages such as inefficiency, limited strain, temperature hysteresis, slow speed and high electrical power consumption, and in robotic applications, power consumption is a critical issue due to the level autonomy of the robotic system is fully dependent on the capacity of the onboard batteries [5] [6] [7].

II. EMG

The EMG signals (EMG stands for electromyography) detect the electrical potential generated by muscle fibers. When muscles are in rest they generate no potential and when they are flexed to the maximum, the electrical potential takes also the peak value.

A. EMG signals capturing

Most common methods of capturing EMG signals are using surface, needle or fine-wire electrodes. First of them detect a larger number of motor units, while the two final methods allow focusing in single muscle fibers. Also the correct placement of the electrodes affects the results of the EMG measuring.

In between surface electrodes, dry and wet ones can be differentiated. Needle electrodes are typically used in physiotherapy, and fine-wire electrodes can be surgically implanted into the muscle. In addition, when using surface electrodes, they can be mainly placed longitudinally (following the long axis of the muscle) or transversally (perpendicular to the long axis).

B. EMG signals preparation

Once the EMG electrodes are placed, there are few features to consider. First of all, voltage potential varies between each individual, so data normalization is very useful [8].

Principal sources of noise that must be avoid are: equipment noise (higher the quality of the equipment is, less the noise it generates), ambient noise (electromagnetic radiation caused by electronic devices around) and motion artifact (movement of the electrode cable or the electrode itself may produce irregularities in the data [9]).

Besides, some factors affect the EMG signals. One of the most important is causative factors, which can be extrinsic like the structure or the placement of the electrodes or intrinsic like physiological or anatomical issues. Also there are intermediate factors, such as physical and physiological phenomena influenced by causative factors. Finally some deterministic factors must be mentioned, because the number of active motor units and mechanical interaction between muscles are important too.

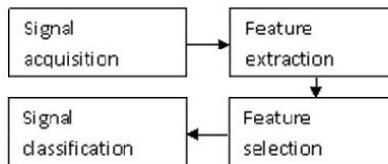


Fig. 1. Flow chart for EMG signal processing for prosthesis control.

Extra attention is required by the crosstalk. This has to be taken in account very carefully because affects the signals that will be later processed. Despite EMG signals are dominated by the closest muscle, neighbor muscle signals may crosstalk with the desire muscle signals [10].

The effect of crosstalk can be minimized by choosing appropriate size of the electrodes conductive area and appropriate inter-electrode distance. Also crosstalk may be further reduced by a proper location of the surface electrodes on the muscle [11]. Care should be taken to place the electrodes in the center of the muscle, away from the borders, although this is not possible every time.

### III. SMA

Shape Memory Alloys are metallic materials with the ability to "remember" a determined shape, even after a severe deformation produced by a thermal stimulus. In the case of metallic alloys, the shape memory effect consists on a transition that occurs between two solid phases, one of low temperature or martensitic and other of high temperature or austenitic [5].

Shape memory alloys (SMA) are a group of metallic alloys that have the ability to return to a specific shape or size prior to deformation via a temperature dependent phase change. When these alloys are in the low temperature phase, the martensite phase, they can be easily deformed. When they are heated through a suitable range of temperatures, the crystal structures transform from martensite to austenite phase and they return to the previous shape. This phase transformation process is known as the shape memory effect and forms the basis of actuation in shape memory alloys [12].

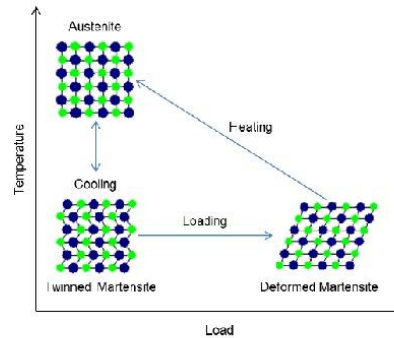


Fig. 2. Microscopic view of the Shape Memory Effect [5].

In general, NiTi (Nickel-Titanium) SMAs are the most common alloys used [13]. This is basically because these materials are intrinsically susceptible of use both as sensors and actuators, which makes them suitable for integration in smart structures. NiTi SMAs work based on the shape memory effect, which essentially takes place by the influence of temperature change of the material; i.e. the temperatures at which the martensitic and austenite phase transformations begin and end. The phase transition occurs when the material is heated or cooled. In general, there is a certain temperature range for the transition, which is mainly defined by the manufacturer [6].

SMAs normally exhibit one-way shape memory effect, also called memory effect in a simple manner. The alloy deforms upon heating but cooling does not change the shape unless it is stressed again. The percentage of deformation of NiTi alloys (% of strain) is about five percent, a range considerably higher if one considers that the deformation of common steel allows only an average of two percent. Currently, SMAs that exhibit two-way shape memory effect are also manufactured. In this case, the alloy expands by heating above the range of transition temperature and spontaneously contract when cooled again below this temperature [14]. To produce the double shape memory effect, the material is subjected to heat treatment, also called training. This training-phase forces the material to remember both heating and cooling states.

In many applications the actuators are usually in the form of one or more wires or coils. These SMA actuators are typically coupled with a bias spring or weight to provide actuation opposite to the contraction of the SMA elements, or arranged as antagonistic pairs. They are normally heated by means of joule heating (i.e. passing an electrical current through the element), and cooled by heat transfer to the environment [7].

The change that occurs within a SMA's crystalline structure during the SME is not a thermodynamically reversible process. In other words, there is energy dissipation due to internal friction and creation of structural defects. As a result, a temperature hysteresis occurs. The material goes from being 100% martensite to ending 100% austenite, and during the heating it has mixed composition. The temperature hysteresis



produces a different curve for heating and cooling, and it is directly translated into hysteresis in the strain/temperature relationship [15].

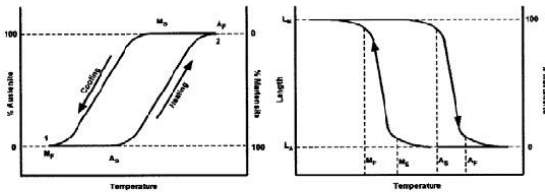


Fig. 3. Hysteresis loops in Shape Memory Alloys.

A typical angle-torque graph is shown in the next figure. It was made through technical characterization, and it is well seen the angular stroke tend to stabilize once sufficient loading is provided to re-deform the wire upon cooling [16].

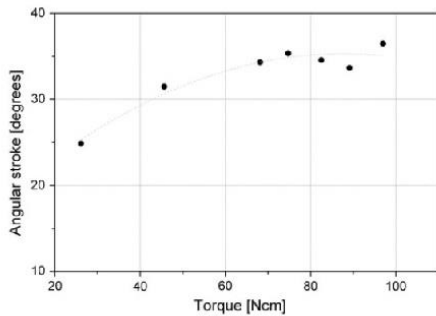


Fig. 4. Typical angle-torque graph.

However recent studies have demonstrated that SMAs can be effectively used as an alternative actuation technology in a wide spectrum of applications and robotic systems [libro]. Even so, it is clear that SMAs (and smart materials in general) cannot be thought as a universal substitute for classical servomotor technologies [5].

IV. APPLICATION

The work this paper talks about has been developed at the University of the Basque Country. We have been using an active orthoses, which can be moved over an approximate angle of 90°, from 90° to 180°. In the following pictures the orthoses can be seen in both positions:

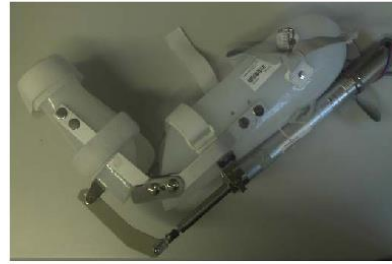


Fig. 5. Orthoses in minimum angle.



Fig. 6. Orthoses in maximum angle.

The EMG signal acquiring can be done through very different methods. There are surface electrodes and needles that are introduced under the skin. Surface electrodes can also be wet or dry, depending on the application or not of a chemical interface between the electrode and the skin. In this paper it has been used the Biometrics SX230 dry surface electrode system, because this kind of electrodes are easily applied and do not require medical training.

A tactile pressure sensor measures the force applied on its surface. There are different types of tactile pressure sensors, such as resistive, electrical or capacitive. We have selected the ConTacts, manufactured by Pressure Profile Systems. These sensors give a single pressure value for each sensor, and these values can be transmitted by the analog inputs of a data acquisition board. They are flexible, measure a square area of 10mm each side, and have a maximum applicable pressure of 350kPa.

All the data is sent to the computer through a data acquisition board, and it is processed so a consign signal is prepared. Then it will have to be sent to the SMA actuators, so they perform the movement of the orthoses. The control for the SMAs has to be developed and installed. There are different controls that can be implemented, like control systems for one antagonistic pair of SMA wires incorporating the rapid heating mechanism [17] [18].

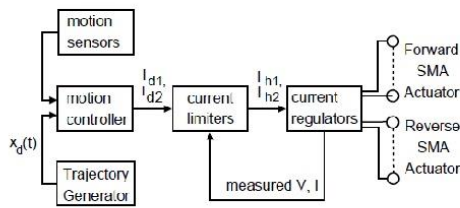


Fig. 7. Motion control system for one antagonistic pair of SMA actuator wires.

The complexity of the SMA models described above makes it difficult to mathematically design controllers for SMA actuated robotic systems. This is a very difficult problem to solve for three main reasons: SMA actuators present nonlinear dynamics and thus are best controlled by non-linear controllers; it is very difficult to exactly specify the condition of the SMA material and the environment; the full range of motion of a SMA actuated system occurs over a small temperature band making the system very sensitive to environmental temperature changes and changes in convective heat transfer [6].

Despite the modeling difficulties, researchers have produced some very important results after applying several different controllers. Classical PI, PD, and PID controllers have been studied [19]; a PI controller including a temperature feedback has been developed [20]; and a variable structure controller has also been considered [21].

#### V. CONCLUSIONS AND FUTURE WORK

A possible solution for using robotic technology to improve the performance of orthotic devices and enhance quality of life for people with disabilities has been presented. The use of SMA actuators, in addition to an EMG control system, could improve how the orthoses works and reproduces human movement in a natural way. The implementation of this technology in the working orthoses is being studied and will be done in future work. As well, a new control, better than previous one and designed for controlling SMA actuators will be developed.

#### REFERENCES

- [1] Rusk, H.A. "Rehabilitation Medicine", St. Louis: CV Mosby, 1977.
- [2] Dailami, J. "The myoelectric arm: it's electrifying", Illumin, 2008.
- [3] Lamb, D.W. "State of the art in upper-limb prosthetics", Journal of Hand Therapy, vol. 6, pp 1-8, 1993
- [4] Pons, J.L. "Emerging actuator technologies: a micromechatronic Approach", Wiley, 2005
- [5] Coral, W.; Rossi, C.; Colorado, J.; Lemus, D.; Barrientos, A. "SMA-Based Muscle-Like actuation in biologically inspired robots: a state of the art review", Smart Actuation and Sensing Advances in Future Challenges, 2012
- [6] Mosley, M.J.; Mavroidis, C. "Experimental nonlinear dynamics of a shape memory alloy wire bundle actuator", Journal of Dynamic Systems, Measurements and Control, vol.123, pp 103-112, 2001
- [7] Teh, Y.H.; Featherstone, R. "Experiments on the performance of a 2-DOF pantograph robot actuated by shape memory alloy wires", 6th Australasian Conference on Robotics and Automation, 2004.
- [8] Day, S. "Important factors in surface EMG measurement" Bortec, 2009.
- [9] Hussain, M.S. Mohd-Yasin, F. Reaz, M.B.I. "Techniques of EMG analysis: detection, processing, classification and applications", Biological procedures, 2006.
- [10] Hug, F. "Can muscle coordination be precisely studied by surface electromyography?", Journal of Electromyography and Kinesiology, volume 21, 1-12, 2011.
- [11] Disselhorst-Klug, C. Freriks, B. Hermens, H.J. Rau, G. "Development of recommendations for SEMG sensor placement procedures", Journal of Electromyography and Kinesiology, volume 10, 367-374, 2000.
- [12] Pfeiffer, C.; DeLaurentis, K.; Mavroidis, C. "Shape memory alloy actuated robot prostheses: Initial experiments", Proceedings of the 1999 IEEE International Conference of Robotics and Automation, pp 2385-2391, 1999.
- [13] Gomez, A.; Restrepo, C.A. "Cables musculares", Revista EIA, Vol. 4, pp 103-111, 2005.
- [14] McNaney, J. "An experimental study of the superelastic effect in a shape-memory Nitinol alloy under biaxial loading", Mechanics of Materials, vol.35, pp 969-989, 2003.
- [15] Mavroidis, C.; Pfeiffer, C.; Mosley, M. "Conventional actuators, shape memory alloys and electrorheological fluids", Automation, Miniature, Robotics and Sensors for Non-Destructive Testing and Evaluation, pp 189-214, 2000.
- [16] Pittaccio, S.; Viscuso, S. "An EMG-Controlled SMA device for the rehabilitation of the ankle joint in post-acute stroke", Journal of Materials Engineering and Performance, vol.20, pp 666-670, 2011.
- [17] Featherstone, R.; Teh, Y.H. "Improving the speed of shape memory alloy actuators by faster electrical heating", Proceedings of the 9th International Symposium on Experimental Robotics, 2004
- [18] Teh, Y.H.; Featherstone, R. "A new control system for fast motion control of SMA actuator wires", The 1st Internations Conference on Shape Memory and Related Technologies, 2004.
- [19] Madill, D.; Wang, D. "Modeling and L2-Stability of a Shape Memory Alloy Position Control System", IEEE Transactions on Control System Technologies, vol. 4, pp 473-481, 1998
- [20] Troisfontaine, N.; Bidaud, P.; Dario, P. "Control experiments on two SMA Based Micro-Actuators", Proceedings of the Expermental Robotics, 1997.
- [21] Grant, D.; Hayward, V. "Variable structure control of shape memory alloy actuators", IEEE Control Systems magnetic, vol. 3, pp 80-88, 1997.

### 4.3. Arm Orthosis/Prosthesis control based on surface EMG signal extraction

## Arm Orthosis/Prosthesis control based on surface EMG signal extraction

Aaron Suberbiola, Ekaitz Zulueta, Jose Manuel Lopez-Guede,  
Ismael Etxeberria-Agiriano, Bren Van Caesbroeck

University of the Basque Country (UPV/EHU), Vitoria, Spain  
{asuberviola001, ekaitz.zulueta, jm.lopez,  
ismael.etxeberrria}@ehu.es

**Abstract.** The goal of this paper is to show EMG based system control applied to motorized orthoses. Through two biometrical sensors it captures biceps and triceps EMG signals, which are then filtered and processed by an acquisition system. Finally an output/control signal is produced and sent to the actuators, which will then perform the proper movement. The research goal is to predict the movement of the lower arm through the analysis of EMG signals, so that the movement can be reproduced by an arm orthosis, powered by two linear actuators.

**Keywords:** Orthosis, Prosthesis, Control, EMG, Power assistance

## 1 Introduction

Due to different reasons, many people have disabilities in their body, and this causes difficulties in their life. Medical science has worked a lot on trying to solve these drawbacks, but sometimes it is impossible to achieve more improvements just with medical treatments. On this paper we have tried to develop an arm orthosis control, using EMG signals as input and creating a movement, as natural as possible, for a robotic arm.

At the University of Tsukuba the Hybrid Assisted Limb (HAL) was developed [1-3]. It is a battery-powered suit that detects muscle myoelectrical signals on the skin surface, below the hip and above the knee. Using these and other signals, such as gyroscopes, force sensors and potentiometers for measuring joint angles, it processes everything and each leg of HAL is powered in flexion/extension motion. The ankle includes passive degrees of freedom.

Yamamoto et al. [4, 5] have created an exoskeleton system for assisting nurses during patient handling. It includes pneumatic actuators for the flexion/extension of the hips and knees. User input is determined via force sensing resistors coupled to the wearer's skin, and the data used comes from those force sensing resistor and joint angles.

Pratt et al. developed a squatting assisting system that powered the knee movement [6]. The device is powered by a linear series-elastic actuator, and it uses a positive-feedback force controller to create an appropriate force for the actuator.

Kong et al. developed a full lower-limb exoskeleton system that works with a powered walker [7]. The exoskeleton is lighter than others, because the electric actuators, the controller and the batteries are placed in the walker. The system's input is a set of pressure sensor that measure the force applied by the quadriceps on the knee.

Agrawal et al. have researched projects on statically balanced leg orthoses that reduce the effort during swing [8]. The device uses springs in order to cancel the gravity force associated with the device links and the person's leg. A substantial reduction of the required torque has been proved experimentally.

Just in the USA there is an estimate of 10,000 new upper extremity amputees every year. This can be caused by trauma, disease or due to congenital deficiencies. When a person loses control over a lower limb, there are several options that can be explored, taking into account several factors such as price, weight and performance. Passive prosthesis can be found among the most popular options. The most basic form, controlled by another limb, has limited possibilities but it is well designed esthetically and has low cost. Similarly, in mechanical ones the movement is controlled by another muscle and transferred by strings, with low cost. Voice controlled alternatives are not common, and have acceptable cost, but have limited control and background noise. EMG signals (electromyography), electrical power generated by remaining muscles of the harmed arm, have high cost and learning curve. Finally, options using AMG/MMG signals (acoustic/mechanical myographic), use the sound produced by contracting muscles, they cost less than EMG, they are not affected by electrical interference, background noise and difficulty of recording only the muscle sound.

## **2 EMG signal acquisition**

The electromyography signals (EMG) detect the electrical potential generated by muscle fibers. When muscles are relaxes they generate no potential and when they are flexed to the maximum, the electrical potential takes also the peak value.

It is also important to notice that EMG signals are a combination of several Motor Unit Action Potentials (MUAP), as muscle fibers behave as motor units. The combination of those MUAPs is called Compound Muscle Action Potential (CMAP). Multiple MUAPs can be detected using one single electrode, and the EMG signal must be decomposed using some advanced techniques.

Typical EMG signal values are  $50\mu\text{V}$ - $30\text{mV}$  electrical potential and 7-20Hz frequency.

### **2.1 EMG signals capturing**

Most common methods of capturing EMG signals are using surface, needle or fine-wire electrodes. Surface electrodes detect a larger number of motor units, while the

two other methods allow focusing on single muscle fibers. Additionally, the correct placement of the electrodes affects the results of the EMG measuring.

Comparing surface electrodes, dry and wet ones can be differentiated. Needle electrodes are typically used in physiotherapy, and fine-wire electrodes can be surgically implanted into the muscle. In addition, when using surface electrodes, they can be mainly placed longitudinally, following the long axis of the muscle, or transversally, perpendicular to the long axis.

## **2.2 EMG signals preparation**

Once the EMG electrodes are placed, there are a few features to consider. First of all, voltage potential varies for each individual, so data normalization is very useful [9].

Principal sources of noise that must be avoided are: equipment noise (the higher the quality of the equipment is, the less the noise it generates), ambient noise (electromagnetic radiation caused by electronic devices around) and motion artifact (movement of the electrode cable or the electrode itself may produce irregularities in the data [10]).

Besides, some factors affect the EMG signals. One of the most important is causative factors, which can be extrinsic, like the structure or the placement of the electrodes, or intrinsic, like physiological or anatomical issues. There are also intermediate factors, such as physical and physiological phenomena influenced by causative factors. Finally some deterministic factors must be mentioned, because the number of active motor units and mechanical interaction between muscles are important too.

Extra attention is required by the crosstalk. It has to be taken into account very carefully because it affects the signals that will be processed later. Despite that EMG signals are dominated by the closest muscle, neighbor muscle signals may crosstalk with the desired muscle signals [11].

The effect of crosstalk can be minimized by choosing appropriate size of the electrode conductive area and appropriate inter-electrode distance. Crosstalk may also be further reduced by a proper location of the surface electrodes on the muscle [12]. Care should be taken to place the electrodes on the center of the muscle, away from the borders, although this is not always possible.

## **3 EMG signal processing**

Once an EMG signal has been properly prepared and recorded, processing is required to extract as much data as possible. It is important to choose the best feature selection method before starting the signal classification.

### **3.1 Feature selection**

Depending on the type of data and its origin, different commonly used analysis techniques exist [13], as shown in Table 1.

	Density estimation / model $P(x)$ / probabilistic model	Define a subspace directly / reduce data / not probabilistic
Data assumed in a subspace	Factor analysis	PCA
Data assumed in groups	Mixture of Gaussians	K-means

**Table 1.** Selection chart for analysis.

The Principal Component Analysis (PCA) is interesting for pattern recognition because it reduces the number of coefficients needed for an effective feature representation by discarding the terms with small variances. Factor analysis is used to study the patterns of relationship among dependent variables, so you can discover something about the independent variable that affects them. The only variances that are analyzed are the ones that share variances, so the underlying structure of the variables can be identified [14-16].

K-means clustering assigns a set of samples into a subset called “cluster”, in such a way that samples in the same cluster are alike in some way. It is considered a form of unsupervised learning and it is used in several fields among which can be found pattern recognition [17]. Finally, the mixture of Gaussians assumes that the data is produced by a mixture of  $N$  multivariate Gaussians. As Gaussians are to probability densities what sines and cosines are to periodic signals, in theory any distribution can be described as a combination of Gaussians [18-20].

It is also important to understand how the auto regressive model works. It is often used to predict and model various types of phenomena, and due to the stochastic nature of the EMG signals, it is a good solution for estimating signal samples as linear combinations of previous samples. But the reason why auto regressive model is important in our work is not the estimating aspect, but the vector with the AR-parameters that characterizes the data. And this vector is used as input for the classifier.

### 3.2 Signal classification

Once the features of the EMG signals have been extracted and selected, the signals themselves have to be classified. The most popular methods for classification are based on artificial intelligence methods such as neural networks, fuzzy networks or neural-fuzzy networks.

Artificial neural networks (ANN) are, in essence, a simulation of how our brain works. They are structures of parallel processing based on the biological brain processing model [21]. It is formed by simple computation elements, which are partial or totally interconnected. Basically it is a network of nodes, in which each node is connected to each other by links. Additionally, each node has a weight value assigned. Artificial neural networks can have one or multiple layers: the more layers they have, the more complicated the problem they solve can be.

## 4 Practical experiment

### 4.1 Setup

The surface electrode used is the Biometrics SX230. It contains all the necessary gain and filters so the biceps and triceps signals can be captured. Electrodes are connected to the Biometrics K800 base unit, and it also has a ground reference cable (R206) so the system has a good reference.

The K800 amplifier system being used has two main parts: the larger table mounted base unit and the small light weight subject unit. The sensors are connected to the subject unit, which has 8 instrumental amplifiers, and it converts all inputs to digital signals and samples the data. Then the data is transferred to the base unit, which converts the signals back to analogic for output to proprietary A/D systems.

The data acquisition board used is an AD622. It is used to connect PC compatible computers to real world signals. A PC with a numerical computing environment programming language is also needed.

In this experiment, the arm orthosis shown in Figure 1 is used. It is powered by two linear actuators which control the extension and flexion of the elbow. The actuators used are Firgelli Miniature Linear Motion Series L12.

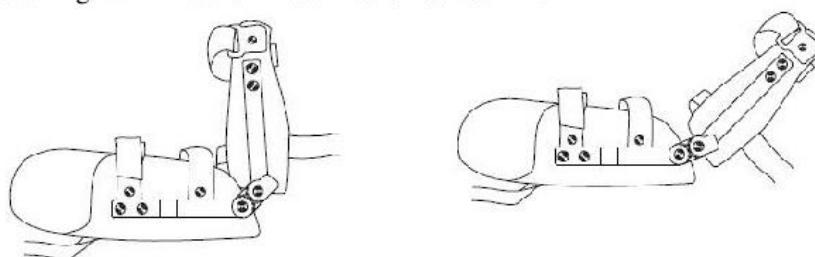


Fig. 1. Custom made arm orthosis.

In Figure 2 we can see a general scheme of the tool used during the experiment.



Fig. 2. Practical setup.

### 4.2 Experiment protocol

In the explained experiment, samples from two healthy male subjects (aged 23 and 25) are collected. The first electrode was positioned on the belly of the biceps brachii,

and the second electrode is placed on the triceps brachii opposed to the first electrode. Both electrodes are positioned longitudinally.

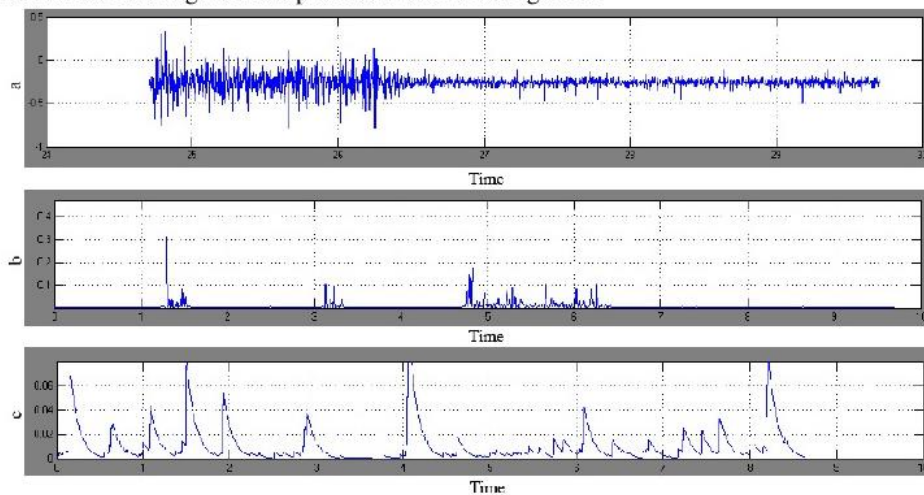
The movements that are recorded in this experiment are 10 elbow extensions and 10 flexions. The movements are performed under two different situations: while standing and holding an object of 1 kg to apply a minimum level of force to ensure the registration of muscle activity during the movements (dataset A), and seated applying different levels of force varying between minimum and maximum voluntary contraction (dataset B).

The movement speed was varied due to 4 normal movement ranges, 3 fast and 3 slow. Each movement was sampled with a sample time of 1 ms.

### 4.3 Binary algorithm

The most basic solution is the binary algorithm, which only takes into account the amplitude of the signal. Once the biceps or triceps signal crosses a certain threshold, the orthosis will open or close.

After the signal is recorded, an average filter is applied, and then the signal is rectified and filtered again to accent peaks even more. Finally an envelope detector is used to smooth the final signal. This process is shown in Figure 3.



**Fig. 3.** a) EMG signal b) result of average filter c) result of envelope detector.

As it is shown in Figure 4, depending on which threshold values the EMG signal crosses, the orthosis moves up or down.



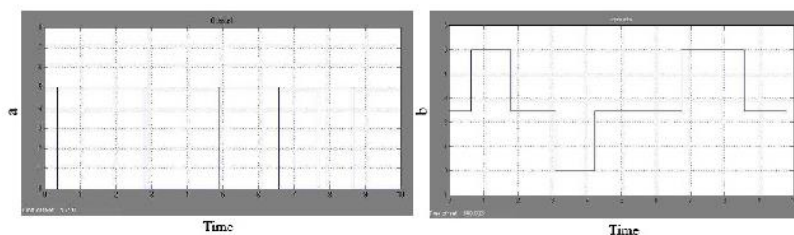


Fig. 4. a) One channel output b) Two channel output.

#### 4.4 Variable algorithm

The variable algorithm uses the same filtering step as the binary algorithm, but it adds a series of threshold values to determine the speed of the movement. At the end the signal is sent through a first order transfer function to smooth the results. The values used in this variable algorithm are shown in Table 2.

Input (X)	Output (Y)	Input (X)	Output (Y)
$40 \geq X < 50$	Y = 100%	$15 \geq X < 20$	Y = 50%
$35 \geq X < 40$	Y = 90%	$10 \geq X < 15$	Y = 40%
$30 \geq X < 35$	Y = 80%	$7.5 \geq X < 10$	Y = 30%
$25 \geq X < 30$	Y = 70%	$5 \geq X < 7.5$	Y = 20%
$20 \geq X < 25$	Y = 60%	$1.5 \geq X < 5$	Y = 10%

Table 2. Variable speed algorithm.

However, because of the high amount of force required to cross certain threshold amplitude, the system is difficult to control. In addition, the system needs practice and learning to control it properly. A typical output using the variable algorithm is shown in Figure 5.

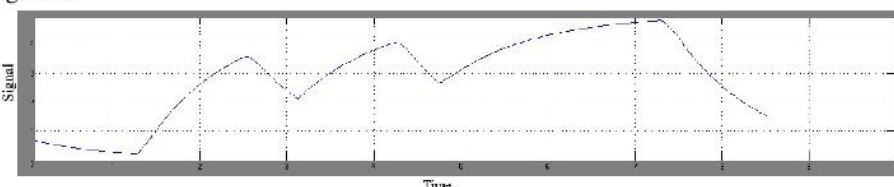
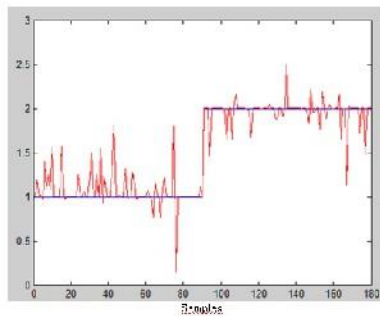


Fig. 5. One channel output.

#### 4.5 Autoregressive and neural networks

Another algorithm, a bit more complicated than the previous, is the one which uses autoregressive model and neural networks. In Figure 6 the performance of the neural network classifier is shown.

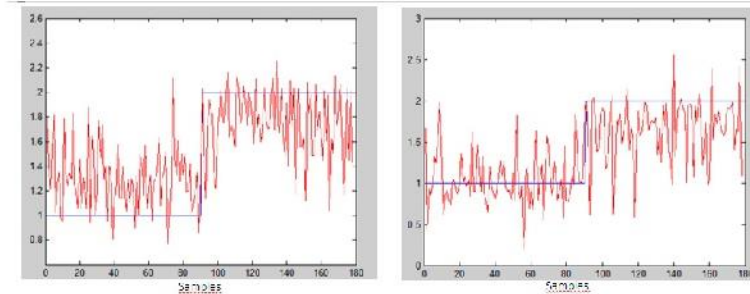


**Fig. 6.** Performance of the neural network classifier.

First of all, after recording the data, the autoregressive coefficients are calculated. A length of 100ms is established for this experiment. Then the neural network is trained several times until the error rate stays below the established value. For the training phase a back propagation network with 15 neurons in the hidden layer is used, with a weight based learning function.

In the last step, the error of the system is calculated. The best performance achieved was a 94.34% accuracy using a sample block length of 100ms and an AR-model of order 15. These values returned from the dataset A.

When the values of dataset B were used, different results were returned. The best performance came from an AR-model of order 4 and block length of 100ms, getting an 80% in the best cases. In this case, lower AR-model order returns a better accuracy level. The results of this experiment are shown in Figure 7.

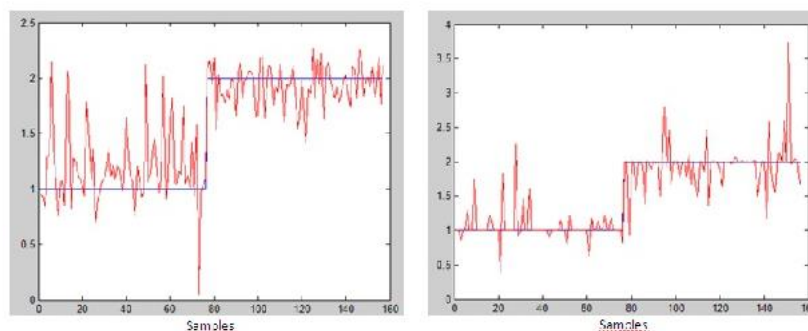


**Fig. 7.** Neural network response. a) AR order 10. b) AR order 4.

On this highly variance dataset, best results were obtained using an order 4 AR model and a 100ms block length. The network performed around 80% in best cases, being a 5%, on average, better the order 4 AR model rather than the order 10 AR model.

However, it was noticed that the signals toward the end of a movement performed better than the signals created at the beginning of the movement. The performance increased an 11%, getting a 91% of accuracy. In this case, the behavior of the system

when the AR-model order is changed improves with higher order. AR-model of order 10 gives 5% more than AR-model of order 4. These results are shown in Figure 8.



**Fig. 8.** Neural network response. a) AR order 10. b) AR order 4.

This change in performance can be explained by the fact that triceps signal is much clearer at the end of an elbow extension, and it is only in the later stages of the movement that triceps muscle gives a clear signal. Therefore, we can conclude that using a highly detailed AR-model only confuses the AR-algorithm when the signals have great variations within the same set. A highly detailed model should only be used when there is a high quality dataset.

## 5 Conclusions

The binary and variable algorithms are very basic time domain analysis solutions, with a low precision and they require the user to apply a significant amount of force, in order to have a clear detection. Furthermore, the system has to be calibrated for each individual. Despite these disadvantages, the system is very simple, which makes these methods easy to implement, requiring less computational power and a minimum amount of hardware.

The use of the autoregressive model combined with the artificial neural network allows a more precise detection of movement with a minimum amount of force to be applied by the user. It classifies the movement as an elbow flexion or extension, and gives back more accurate results than the previous algorithms.

In order to be suitable as a real life application, it is not only important to compare the accuracy of the classification, but also the response time and complexity of the system. It is also important to keep the system user friendly, in such a way that the training and calibration of the system should be kept to a minimum.

## 6 Acknowledgments

The authors belong to Computational Intelligence Group of the University of the Basque Country (UPV/EHU), supported by the Basque Government.

## 7 References

1. Kawamoto, H.; Sankai, Y. "Power assist system HAL-3 for gait disorder person", *Int. Conf. Computer Helping People with Special Needs (Linz)*, 2002.
2. Kawamoto, H.; Kanbe, S.; Sankai, Y. "Power assist method for HAL-3 estimating operator's intention based on motion information", *IEEE Workshop on Robot and Human Interactive Communiacton (Millbrae)*, 2003, pp 67-72.
3. Kawamoto, H.; Suwoong, L.; Kanbe, S.; Sankai, Y. "Power assist method for HAL-3 using EMG-based feedback controller", *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2003, pp 1648-1653.
4. Yamamoto, K.; Hyodo, K.; Ishii, M.; Matsuo, T. "Development of power assisting suit for assisting nurse labor", *JSME International Journal Series*, 2002, pp 703-711.
5. Yamamoto, K.; Hyodo, K.; Ishii, M.; Yoshimitsu, T.; Matsuo, T. "Development of power assisting suit", *JSME International Journal Series*, 2003, pp 923-930.
6. Pratt, J.E.; Krupp, B.T.; Morse, C.J.; Collins, S.H. "The RoboKnee: An exoskeleton for Enhancing Strength and Endurance During Walkin", *IEEE International Conference on Robotics and Automation (New Orleans)*, 2004, pp 2430-2435.
7. Kong, K.; Jeon, D. "Design and control of an exoskeleton for the elderly and patients", *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2006, pp 220-226.
8. Agrawal, S.K.; Fattah, A. "Theory and design of an orthotic device for full or partial gravity-balancing of a human leg during motion", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation engineering*, 2004, pp 157-165.
9. Day, S. "Important factors in surface EMG measurement" *Bortec*, 2009
10. Reaz, M.B.I.; Hussain, M.S.; Mohd-Yasin, F. "Techniques of EMG analysis: detection, processing, classification and applications", *Biological procedures*, 2006
11. Hug, F. "Can muscle coordination be precisely studied by surface electromyography?", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2011, volume 21, pp 1-12.
12. Hermens, H.J.; Freriks, B.; Disselhorst-Klug, C.; Rau, G. "Development of recommendations for SEMG sensor placement procedures", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2000, volume 10, pp 367-374.
13. Andrew Y, Ng. "Lecture on machine learning: principal component analysis and independent component analysis in relation to unsupervised machine learning", *Stanford*, 2008
14. Havran, C.; Hupet, L.; Czyz, J.; Lee, J.; Vandendorpe, L.; Verleysem, M. "Independent component analysis for face authentication. Knowledge-based intelligent information engineering systems & allied technologies", *Crema (Italy): IOS press*, 2009
15. Agrawal, A. "Independent component analysis vs factor analysis", *ENEE698A Seminar*, 2003
16. Ripley, B. "Principal component analysis and factor analysis", *University of Oxford: department of statics*, 2009
17. Hill, T.; Lewicki, P. "Statistics: methods and applications. A comprehensive reference for science, industry and data mining", *Statsoft*, 2006
18. Politecnico di Milano. "A tutorial on clustering algorithms" *Home polimi*, 2009
19. Cohn, D. "Mixtures of Gaussians" *School of computer science Carnegie Mellon University*, 1996
20. Moore, A.W. "Clustering with Gaussian Mixtures", *School of computer sciencie. Carnegie Mellon University*, 2004
21. Orjuela, A.; Calôba, L. "Clasificación de Movimientos en Extremidades Usando Redes Neuronales: I. Proceso Supervisado", *21º Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédicas*, 2008

#### 4.4. Arm orthosis/prosthesis movement control based on surface EMG Signal extraction

International Journal of Neural Systems, Vol. 25, No. 3 (2015) 1550009 (12 pages)  
 © World Scientific Publishing Company  
 DOI: 10.1142/S0129065715500094



### Arm Orthosis/Prosthesis Movement Control Based on Surface EMG Signal Extraction

Aaron Suberbiola\*, Ekaitz Zuheta† and Jose Manuel Lopez-Guede‡

*Department of Systems Engineering and Automatic Control  
 University College of Engineering of Vitoria  
 University of the Basque Country (UPV/EHU)  
 Nieves Cano 12, Vitoria-Gasteiz, Spain*

\*aaron.suberbiola@ehu.es

†ekaitz.zuheta@ehu.es

‡jm.lopez@ehu.es

Ismael Etxeberria-Agiriano

*Department of Computer Languages and Systems  
 University College of Engineering of Vitoria  
 University of the Basque Country (UPV/EHU)  
 Nieves Cano 12, Vitoria-Gasteiz, Spain  
 ismael.etxeberria@ehu.es*

Manuel Graña

*Computational Intelligence Group  
 University of the Basque Country (UPV/EHU)  
 Paseo Manuel Lardizabal 1, Donostia-San Sebastian, Spain  
 ENGINE Centre, Wroclaw University of Technology (WTU), Poland  
 manuel.grana@ehu.es*

Accepted 28 January 2015

Published Online 2 April 2015

This paper shows experimental results on electromyography (EMG)-based system control applied to motorized orthoses. Biceps and triceps EMG signals are captured through two biometrical sensors, which are then filtered and processed by an acquisition system. Finally an output/control signal is produced and sent to the actuators, which will then perform the actual movement, using algorithms based on autoregressive (AR) models and neural networks, among others. The research goal is to predict the desired movement of the lower arm through the analysis of EMG signals, so that the movement can be reproduced by an arm orthosis, powered by two linear actuators. In this experiment, best accuracy has achieved values up to 91%, using a fourth-order AR-model and 100ms block length.

*Keywords:* Orthosis; prosthesis; control; EMG; power assistance; pressure sensors.

#### 1. Introduction

Physical disabilities often cause difficulties in everyday tasks. Only in the USA there is an estimate of 10,000 new upper extremity amputees per year

caused by trauma, disease or congenital deficiencies. When medical treatments are no longer capable to find a solution other alternatives can be sought.

This work is aimed at developing arm orthosis control systems to enhance human strength. System

‡Corresponding author.

*A. Suberbiola et al.*

input is obtained from EMG signals with output being a reinforced movement as natural as possible.

Earlier research at the University of Tsukuba resulted in the development of the hybrid assisted limb (HAL) system,<sup>1-3</sup> a battery-powered suitable to detect muscle myoelectrical signals on the skin surface, below the hip and above the knee. Combined with other input signals such as gyroscopes, force sensors and potentiometers for measuring joint angles, each leg of HAL is powered in flexion/extension motion. The ankle includes passive degrees of freedom.

Yamamoto *et al.*<sup>4</sup> developed an exoskeleton system to assist nurses while handling patients. Pneumatic actuators are utilized for the flexion/extension of the hips and knees. User input is obtained via force sensing resistors connected to the wearer's skin and joint angles.

An exoskeleton system, RoboKnee, was developed by Pratt *et al.*<sup>5</sup> to assist the wearer in tasks such as climbing stairs strengthening the knee movement. A linear series-elastic actuator powers the device and the actuator force is provided by a positive-feedback controller.

Kong and Jeon<sup>6</sup> developed an exoskeleton equipment to assist human walking movements. The wearable component is lighter than usual as the electric actuators, the controller and the batteries are placed separately in the walker. Pressure sensor inputs measure the force applied by the quadriceps on the knee.

Gravity balancing methods are researched by Agrawal and Fattah<sup>7</sup> on leg orthoses to reduce the effort during swing. Springs are used in order to cancel the gravity force associated with the device links and the person's leg proving a substantial reduction of the required torque on their experiments.

For someone who loses control over an upper limb, several options can be explored, taking into account various factors such as price, weight and performance. Passive prostheses are among the most popular alternatives. The most basic model, controlled by another limb, has limited versatility but it has low cost and it is well designed esthetically. In mechanical designs movement is controlled by another muscle and transferred by strings, with reduced cost. Voice controlled options have acceptable cost, but they are not common because they have control limitations and suffer background noise.

Within most sophisticated models, designs using electromyography (EMG) signals make use of the electrical power generated by remaining muscles of the harmed arm; they have both high cost and learning curve. Finally, solutions using AMG/MMG signals (acoustic/mechanical myographic), obtain the sound produced by contracting muscles; they cost less than EMG and they do not suffer electrical interferences, but are affected by background noise and have difficulty to isolate the muscle sound.

There are three important aspects regarding an EMG control system: the accuracy of movement selection, the intuitiveness of actuating control, and the response time of the control system.<sup>8</sup> Previously proposed solutions are, broadly, very complicated and require a big installation together with a long training period by the user. This work proposes a simpler solution, with good response and easy installation.

EMG has been widely used for very different purposes such as vehicle passive security systems,<sup>9</sup> but its main use has been focused on helping people with disabilities. Besides upper limb prosthesis control,<sup>10</sup> it has been used in Parkinson's disease treatments,<sup>11</sup> or rehabilitation for adults with cerebral palsy.<sup>12</sup>

The main goal of the work showed on this paper is to develop an alternative control system for a lower arm orthosis, which helps to move the elbow joint. We want to make a suitable system, easy to install on the user, in order to reproduce arm movements as accurately as possible.

## 2. EMG Methods

EMG signals detect the electrical potential generated by muscle fibers. When muscles are relaxed they generate no potential and when they are flexed to the maximum, the electrical potential takes the peak value.

EMG signals are combinations of a number of Motor Unit Action Potentials (MUAP), because muscle fibers behave as motor units. The combination of those MUAPs is called Compound Muscle Action Potential (CMAP). Multiple MUAPs can be detected using one single electrode, and the EMG signal must be decomposed using some advanced techniques.

Typical EMG signal values ranges are  $50\ \mu\text{V}$ – $30\ \text{mV}$  electrical potential and 7–20 Hz frequency.

**2.1. EMG signals capturing**

To capture EMG signals the most common methods are using surface, needle or fine-wire electrodes. The correct placement of the electrodes affects the results of the EMG measuring.

Needle electrodes are mostly used in physiotherapy, while fine-wire electrodes can be surgically implanted into the muscle. They can be implanted subcutaneously, obtaining clear and precise signals.<sup>13</sup>

Surface electrodes detect a larger number of motor units, while the other two methods allow focusing on single muscle fibers. When comparing surface electrodes, dry and wet types can be found. They can be mainly placed longitudinally, following the long axis of the muscle, or transversally, perpendicular to the long axis. They are the only noninvasive electrodes that can record EMG activity, which is their main advantage. However, they have to be placed every day, calibration is frequently needed and the reproducibility and quality of the acquired data is low. It is, nevertheless, an important source of information that allows humans to control robotic prostheses.<sup>14</sup>

Yet, we are always assuming that biceps and triceps muscles behave properly and they do not have any disability. This is because the EMG signals we are using to control the orthosis in our experiments come from those muscles, and we try to reproduce lower arm movement as natural as possible from those data.

**2.2. EMG signals preparation**

After the EMG electrodes are placed, a few aspects must be considered. Firstly, voltage potential varies from one individual to another, so data normalization must be considered.<sup>15</sup>

Electrical noise sources must be avoided, mainly inherent *equipment* noise, *ambient* noise, *motion artifact* and inherent *signal instability*.<sup>16</sup> Higher quality equipment is expected to generate less noise. Motion artifact sources are the electrode cable and the electrode interface.

Factors affecting the EMG signals can also be classified into three categories. One of the most important categories is *causative factors*, which can be extrinsic, such as the structure or the placement of the electrodes, or intrinsic, like physiological or anatomical issues. There are also *intermediate*

*factors*, such as physical and physiological phenomena influenced by causative factors. Finally *deterministic factors* must also be mentioned, as the number of active motor units and mechanical interaction between muscles has their influence.

Particular attention must be paid to the crosstalk. It must be taken into account very carefully because it affects the signals that will be processed later. Despite EMG signals are dominated by the closest muscle, neighbor muscle signals may crosstalk with the desired muscle signals.<sup>17</sup>

The effect of crosstalk can be minimized by choosing appropriate size of the electrode conductive area and inter-electrode distance. Crosstalk may be further reduced by a proper location of the surface electrodes on the muscle.<sup>18</sup> Care should be taken to place the electrodes on the center of the muscle, away from the borders, although this is not always possible.

**2.3. EMG signals processing**

Once the EMG signal has been correctly recorded and prepared, processing is required to extract as much signal data as possible. It is important to choose the best feature selection method before starting the signal classification, so acquired EMG signals can be identified as extension, flexion of no movement.

**2.4. Feature selection**

There are many feature selection techniques, which have been widely used. Genetic algorithms are often chosen as feature selection, combined with a support vector machine for signal classification.<sup>19</sup> In EEG data analysis, information extraction methods include Hjorth features, wavelet transformation and symbolic representation.<sup>20</sup> Additionally canonical correlation analysis and improvements of this method have also been used for feature extraction in EEGc.<sup>21</sup>

Other feature selection techniques used for pattern recognition applications include principal component analysis (PCA), a technique that reduces the number of coefficients required for an effective feature representation by discarding the terms with small variances<sup>22-24</sup>; factor analysis can be used to study the patterns of relationship among dependent variables, so we can discover something about the independent variable that affects them<sup>25</sup>; *K*-means

A. Suberbiola et al.

clustering assigns a set of samples into a subset called "cluster", in such a way that samples in the same cluster are alike in some way<sup>26</sup>; and mixture of Gaussians, which assumes that data are produced by a mixture of  $N$  multivariate Gaussians.<sup>27–29</sup>

Our system uses a technique based on *autoregressive* (AR) model, which is often used to predict and model various types of phenomena. Due to the complex and nonstationary nature of EMG signals, it is a good solution for estimating signal samples as linear combinations of previous samples.<sup>30</sup> However, the reason why AR model is important in our work is rather than the estimating aspect, the vector with the AR-parameters that characterizes the data, which is used as input for the classifier.

### 2.5. Signal classification

Once the features of the EMG signals have been extracted and selected, the signals themselves have to be classified. The most popular classification methods are based on artificial intelligence methods such as artificial neural networks (ANN), fuzzy logic or aggregation of sparse linear analyses.<sup>31</sup>

ANN are brain-inspired computational models that include ideas derived from neurosciences. They are structures of parallel processing based on the biological brain processing model.<sup>32,33</sup> It is formed by simple computation elements, which are partial or totally interconnected. Basically it is a network of nodes, where nodes are connected with each other by links. Additionally, each connection has a weight value assigned. ANN can have one or multiple layers.

There are several examples of ANN applications in signal classification, even in upper limb controls that emulate human cerebellum.<sup>34</sup>

## 3. Experimental Setup

### 3.1. Physical system

The surface electrode used is the Biometrics SX230. It contains all the necessary gain and filters so the biceps and triceps signals can be captured. Electrodes are connected to the Biometrics K800 base unit, and it also has a ground reference cable (R206).

The Biometrics K800 amplifier system being used has two main parts: the larger table mounted base unit and the small lightweight subject unit. The sensors are connected to the subject unit, which has eight instrumental amplifiers, and it converts all

inputs to digital signals and samples the data. Then data is transferred to the base unit, which converts the signals back to analog data for output to data acquisition board.

The data acquisition board used is an Analog Devices AD622. It is used to connect PC compatible computers to real-world signals. A PC with a numerical computing environment programming language is also needed.

In this experiment, the arm orthosis shown in Fig. 1 has been used. It was manufactured by the Spanish EFMO company, specialized in orthopedic products since 1992. It is powered by two single DC-linear actuators (SMC LZA3-LC3), which control the extension and flexion of the elbow. Its angle range goes from  $90^\circ$  to  $180^\circ$  and the speed is variable.

The experiment consists on capturing EMG signals, using two surface EMG electrodes placed on user biceps and triceps. Data is acquired using the Biometrics K800 amplifier and sent to the computer through the data acquisition board, where it is processed. When the control signal has been created on the computer, it is sent to the orthosis through the same data acquisition board, and it reproduces the movement made by the user.

### 3.2. Data acquisition

In the explained experiment, samples from two healthy male subjects (aged 23 and 27) are collected. Experiments with each subject involve multiple data acquisition and processing. It must be noted that the training process for each individual subject is *ad hoc* and weight results are not reusable. This is true for



Fig. 1. Custom made arm orthosis.



every new subject, even when the system has been accurately trained for lots of subjects.

The first electrode was positioned on the belly of the biceps brachii, and the second electrode is placed on the triceps brachii opposed to the first electrode. Both electrodes are positioned longitudinally.

The movements recorded in this experiment are 10 elbow extensions and 10 flexions. They are performed under two different situations: while holding an object of 1kg to apply a minimum level of force to ensure the registration of muscle activity during the movements (dataset A), and seated applying different levels of force varying between minimum and maximum voluntary contraction (dataset B).

The movement speed was varied due to four normal, three fast and three slow movement ranges. Each movement was sampled with a sample time of 1ms and was (a) windowed on a 1000 samples

per movement (1s of data) and (b) continuous (full motion was recorded). Each movement was then divided in sample blocks of 20, 50 or 100 ms and consisted out of a biceps surface EMG (sEMG) signal and a triceps sEMG signal. This allowed us to detect the correct movement based on a minimum amount of samples during any stage of a movement.

**3.3. Filtering**

After the signal is recorded, a filtering process is carried out to remove the noise of the EMG signal. This allows the control system to work with a clearer signal. First the continuous component is deleted. Through some tests done, we have realized that the remaining signal has a 60Hz peak, which varies as the muscle force increases or decreases. This is why a Fourier analysis is done, returning signal magnitude

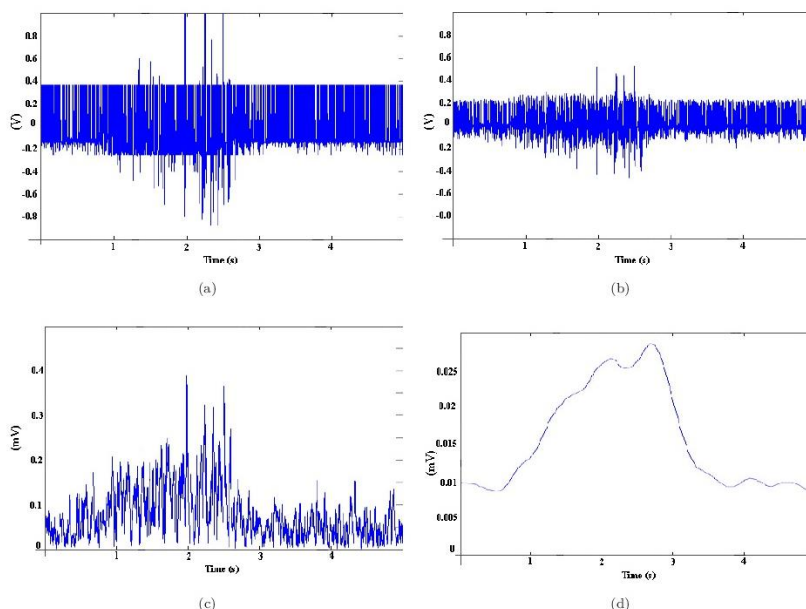


Fig. 2. (a) EMG signal, (b) EMG without DC, (c) EMG after Fourier and (d) EMG filtered.

A. Suberbiola et al.

at 60 Hz. Due to the existing noise after the Fourier analysis, a fourth-order low pass filter of 1.6 Hz is applied, obtaining the final signal to be processed by the control system. This process is shown in Fig. 2.

## 4. Results

### 4.1. Binary algorithm

The most basic control system is the binary algorithm, which only takes into account the amplitude of the signal. Once the biceps or triceps signal crosses a certain threshold the orthosis will open or close. This threshold was established at  $\pm 20$  mV through a heuristic process to avoid false positives produced by noise. The output signal sent to the orthosis actuator is  $\pm 70\%$  of the maximum motor speed, depending on whether we want to open or close the device.

After the signal is correctly prepared through filtering, it is introduced to the control system. As it is shown in Fig. 3, depending on which threshold values the EMG signal crosses, the orthosis moves up (positive value) or down (negative value).

### 4.2. Variable algorithm

The variable algorithm uses the same filtering step as the binary algorithm, but it adds a series of threshold values to determine the speed of the movement. At the end the signal is sent through a first-order transfer function to smooth the results. The values used in this variable algorithm, only for opening the orthosis (closing uses negative values), are shown in Table 1. Output is represented as the percentage of the maximum motor input signal, which is 10 V.

However, because of the high amount of force required to cross certain threshold amplitude, the system is difficult to control. In addition, the system needs practice and learning to control it properly. A typical output using the variable algorithm is shown in Fig. 4.

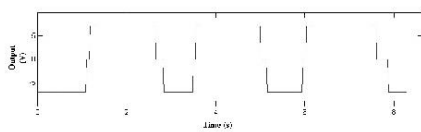


Fig. 3. Binary algorithm output.

Table 1. Variable speed algorithm.

Input $X$ (mV)	Output (%)	Input $X$ (mV)	Output (%)
$40 \geq X < 50$	100	$15 \geq X < 20$	50
$35 \geq X < 40$	90	$10 \geq X < 15$	40
$30 \geq X < 35$	80	$7.5 \geq X < 10$	30
$25 \geq X < 30$	70	$5 \geq X < 7.5$	20
$20 \geq X < 25$	60	$1.5 \geq X < 5$	10

### 4.3. AR model and neural networks

Another algorithm, a bit more complicated than the previous, is the one which uses AR models and neural networks.

The AR model is a time series model that is often used to predict and characterize various types of natural phenomena. Due to the nature of the EMG signal, which is complex and nonstationary, the AR-model is suited to handle this information. In this process, the AR-model will estimate signal samples by linear combinations of previous samples. However, we are not interested in the predictions of the model; we will use the calculated coefficients because they characterize the data. Different order AR-model coefficients are calculated, so we can try and know which of them performs better.

First of all, after recording the data, the AR coefficients are calculated. They are obtained extracting the autocorrelation function from the covariance function of the process using Eq. (1), where  $x_t$  is final signal value,  $x_{t-1}$  is previous signal value,  $c$  is a constant,  $p$  is the order,  $\varphi_i$  are the parameters of the model and  $\varepsilon_t$  is white noise:

$$x_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i x_{t-i} + \varepsilon_t. \quad (1)$$

A sample block length of 100ms is established for this experiment, with a 10th-order AR-Model. Then the feedforward neural network is trained with a backpropagation algorithm and dataset A, using 60% of the dataset for training, 20% for validation and the remaining 20% for the testing process. Training is run 1000 epochs, with 10 validation failures allowed and a learning rate of 0.2. For the training phase a backpropagation network with 15 neurons in the hidden layer is used, with a weight-based learning function. Both input and output layers use a lineal function, while hidden layer use a sigmoid function.

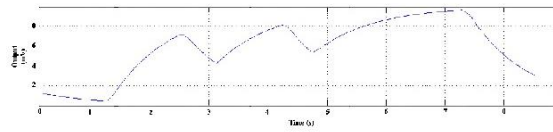


Fig. 4. Variable algorithm output.

This configuration was decided after trying out several architecture types, and the selection was based not only on its response, but also on preventing the system to become too complex.

In Fig. 5, the performance of the neural network classifier is shown.

When the values of dataset B were used, different results were returned. Best performance came from a fourth-order AR-model and block length of 100 ms, getting an 80% in the best cases. System accuracy is based on how many times the system identifies the movement the user has made. The reason for this behavior is that the lower the AR-model order is the less number of coefficients must be adjusted, getting less complex models. 100ms block length is enough for a fourth-order AR-model, and trying to adjust too many coefficients with few data would end in overfitting. In this case, lower AR-model order returns a better accuracy level. The results of this experiment are shown in Fig. 6.

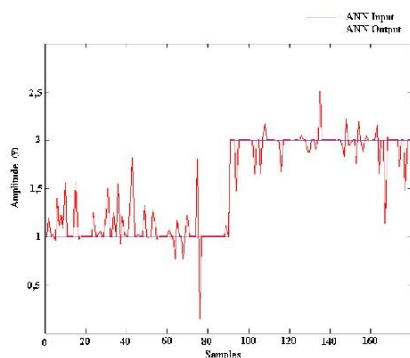


Fig. 5. Performance of the neural network classifier.

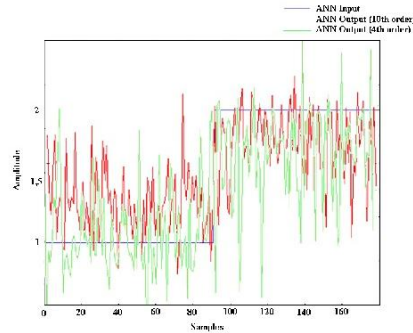


Fig. 6. Neural network response (all data used).

The network performed around 80% in best cases, being on average a 5% better the fourth-order AR-model rather than the 10th-order AR-model.

It was noticed that signals toward the end of a movement performed better than signals created at the beginning of the movement. Performance increased an 11%, getting a 91% of accuracy. In this case, the behavior of the system when the AR-model order is changed improves with higher order. 10th AR-model gives 5% more than fourth model AR-model. These results are shown in Fig. 7.

This change in performance can be explained by the fact that the triceps signal is much clearer at the end of an elbow extension, and it is only in the later stages of the movement that triceps muscle gives a clear signal.

**4.4. Tactile pressure sensors**

As it has been shown previously, current control strategies can achieve an accuracy of 91% in best cases. However, there are situations during a regular arm movement when the EMG signals are not big

A. Suberbiola et al.

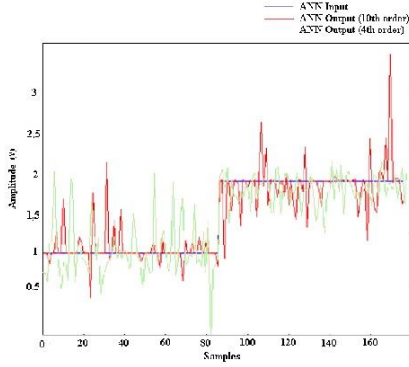


Fig. 7. Neural network response (data from the end).

enough to obtain clear lecture without noise. This is the reason we have implemented a hybrid control, using newly added pressure sensors.

Tactile pressure sensors measure the force applied on its surface, and they produce an electric value that has a correlation with the force applied on the sensor. They have been placed on both sides of the wrist, so if the movement of the orthosis is not similar to the arm movement, the sensor is pressed and we know it.

The method that has been implemented to allow working together both controls, the one from the EMG signals and the one from the pressure sensors, is called a *hard switching method*. This method is the simplest method to switch between the two signals, but does not guarantee a smooth signal transition. Figure 8 describes the working of the hard switching method.

The control system compares the filtered EMG signals; if they are lower than a threshold value, the pressure sensor-based controller is used. This threshold value is calculated during system adjustment process, so it is different for each user. EMG signals from biceps and triceps are acquired, while the user keeps his arm in rest, and maximum amplitude during this test will be threshold value for the switching method.

Only one of both controllers is used at the same time. The controller that has been implemented for the use with the pressure sensors is an angle controller. For being able to implement this angle controller, first measured force information must be

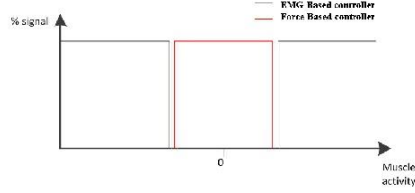


Fig. 8. Hard switching method.

converted to an angle of the orthosis. A second-order system is used to simulate the natural movement of the arm,<sup>35</sup> improving it by adding speed and angle limits into the system.

The second-order system we will use is based on a torsional mechanical harmonic oscillator. This system can be described with Eq. (2):

$$I\ddot{\theta} + \Gamma\dot{\theta} + \mu\theta = M, \quad (2)$$

where  $I$  is moment of inertia,  $\Gamma$  is rotational friction,  $\mu$  is torsion constant,  $\theta$  is the angle and  $M$  is the torque.

The output of the angle controller will be the angle  $\theta$ . We will use the second-order system in the Laplace domain. This gives us Eq. (3).

$$TF(p) = \frac{\theta(p)}{M(p)} = \frac{1}{Ip^2 + \Gamma p + \mu}. \quad (3)$$

The output of the second-order system should be limited to an angle between 0 and 50°. This has to be done because the actual orthosis can only move over this angle. The angular speed of the orthosis is limited due to the input range of the motor, between -10 V and +10 V.

The angle controller uses a feedback signal from a goniometer that measures the real orthosis angle. This goniometer belongs to the EMG acquiring system, and the data are handled and sent to the computer the same way EMG signals are. The control is a simple control loop that uses the goniometer as a feedback signal. The control loop will try to follow the desired angle as precisely as possible. The accuracy of the controller depends on the chosen regulator and the quality of the feedback signal (angle from the goniometer).

We determined the gain of the P-controller with a trial-and-error method. As the results from the P-controller were not optimal, we sought other

Arm Orthosis/Prosthesis Movement Control Based on Surface EMG Signal Extraction

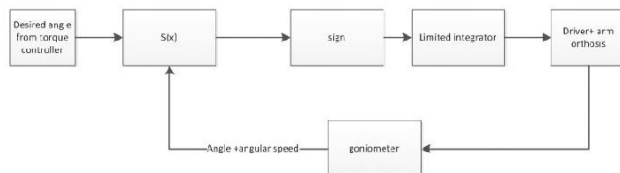


Fig. 9. SMC control scheme.

control methods. PID-controllers were considered, but they have stability problems with nonlinear systems, so they were dismissed. Then a controller based on a sliding mode theory was implemented, because these controllers make the dynamics to work almost as linear.

The *sliding mode controller* (SMC) is based on the following control scheme in Fig. 9.

Function  $s(x)$  is defined in Eq. (4):

$$s(x) = C_{\dot{\theta}}\dot{e} + C_{\theta}e, \tag{4}$$

where  $\dot{e} = \dot{\theta}_d - \dot{\theta}$  and  $e = \theta_d - \theta$ .

Once we have developed both the P-controller and the SMC, they have been compared using generic sinusoidal input and step input signals. Figure 10 shows that the P-controller oscillates around the desired angle when there is a small desired angular velocity. This is not a desired effect.

The next controller is based on a normal SMC controller. We can see that the controller inverts the

movement during the reversed movement. This is neither a desired effect, as it can be seen in Fig. 11.

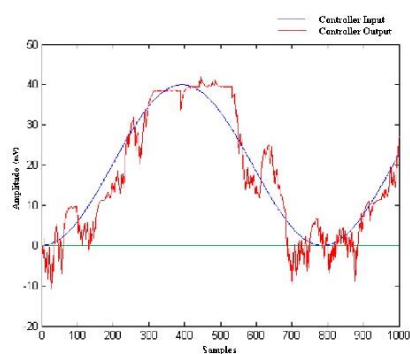


Fig. 11. SMC with sinusoidal input signal.

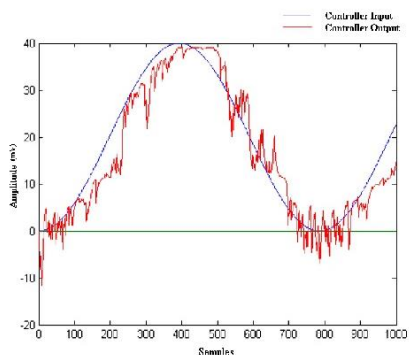


Fig. 10. P-controller with sinusoidal input signal.

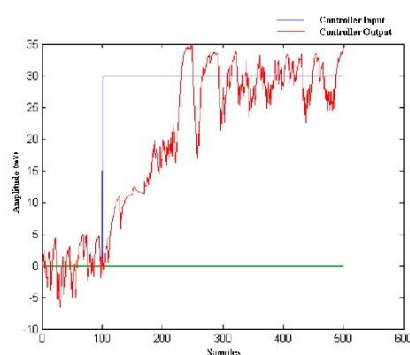


Fig. 12. P-controller with a step input signal.

A. Suberbiola et al.

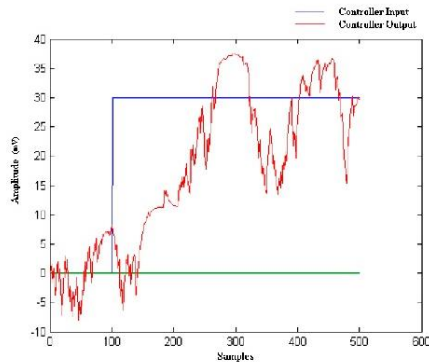


Fig. 13. SMC with a step input signal.

In the following tests, we compare the performance of different possible controllers when there is a step signal as an input. Figure 12 shows the performance of a P-controller. We can see that the orthosis oscillates around the desired angle.

Finally, Fig. 13 shows the performance of the SMC controller in case of a step input signal. The orthosis oscillates around the desired angle.

## 5. Conclusions and Future Work

The binary and variable algorithms are very basic time domain analysis solutions, with low precision and they require the user to apply a significant amount of force, in order to have a clear detection. Furthermore, the system has to be calibrated for each individual. Despite these disadvantages, the system is very simple, which makes these methods easy to implement, requiring less computational power and a minimum amount of hardware.

The use of the AR model combined with ANN allows more precise movement detection with a minimum amount of force to be applied by the user. It classifies the movement as an elbow flexion or extension, and gives back more accurate results than the previous algorithms. However, after the tests carried out we can conclude that using a highly detailed AR-model only confuses the AR-algorithm when the signals have great variations within the same set. A highly detailed model should only be used when there is a high quality dataset.

Finally tactile pressure sensors have been added to the system, in order to allow improving the system control dynamic when EMG signals are too low, so a new hybrid control system has been implemented. A goniometer has also been used, with a significant increase in cost. The behavior of this new control system is better when the EMG signals are very low, but sometimes it produces bad response from the orthosis.

Control systems presented in this paper are focused on real-life application. Surface EMG sensors have been used, so they can be easily placed without user disturbance. Besides, both control techniques and data block lengths (100 ms) are suitable for real use, without big delays that could make the user uncomfortable, and pattern recognition achieves 91% accuracy, what makes it very reliable.

Future work will be focused on improving control systems shown on this paper, in order to develop a more natural movement of the orthosis, which could reproduce arm's natural movement. We have been able to identify if the user wants to open or close the arm, but it would be necessary to calculate how much the user wants to open his arm, so the orthosis can be at the desired angle. To solve this problem, we intend to use a control system that combines both EMG and tactile pressure signals, in order to achieve more natural behavior. We are also working to develop a benchmark on the OpenSim software, a freely available software system that lets users work with musculoskeletal models.

## Acknowledgments

Some of the authors belong to Computational Intelligence Group of the University of the Basque Country (UPV/EHU), supported by the Basque Government. The authors would also like to thank Basque Government for the Grant Number 1325863307. M. Graña was supported by EC under FP7, Coordination and Support Action Grant Agreement Number 316097, ENGINE European Research Centre of Network Intelligence for Innovation Enhancement.

## References

1. H. Kawamoto and Y. Sankai, Power assist system HAL-3 for gait disorder person, in *Proc. Int. Conf. Computer Helping People with Special Needs*, Linz (2002), pp. 196–203.

2. H. Kawamoto, S. Kanbe and Y. Sankai, Power assist method for HAL-3 estimating operator's intention based on motion information, in *Proc. IEEE Int. Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, Millbrae (2003), pp. 67–72.
3. H. Kawamoto, L. Suwoong, S. Kanbe and Y. Sankai, Power assist method for HAL-3 using EMG-based feedback controller, in *Proc. IEEE Int. Conf. Systems, Man and Cybernetics*, Washington DC (2003), pp. 1648–1653.
4. K. Yamamoto, K. Hyodo, M. Ishii and T. Matsuo, Development of power assisting suit for assisting nurse labor, *JSME Int. J. Ser. C* **45**(3) (2002) 703–711.
5. J. E. Pratt, B. T. Krupp, C. J. Morse and S. H. Collins, The RoboKnee: An exoskeleton for enhancing strength and endurance during walking, in *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, New Orleans (2004), pp. 2430–2435.
6. K. Kong and D. Jeon, Design and control of an exoskeleton for the elderly and patients, *IEEE/ASME Trans. Mech.* **11**(4) (2006) 428–432.
7. S. K. Agrawal and A. Fattah, Theory and design of an orthotic device for full or partial gravity-balancing of a human leg during motion, *IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng.* **12**(2) (2004) 157–165.
8. K. Englehart and B. Hudgins, A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **50**(7) (2003) 848–854.
9. R. Fu and H. Wang, Detection of driving fatigue by using noncontact EMG and ECG signals measurement system, *Int. J. Neural Syst.* **24**(3) (2014) 1450006.
10. J. V. Pinzón, R. Padilla and G. Cabrera, Brazo robótico controlado por electromiografía, *Sci. Tech.* **2**(52) (2012) 165–173 (in Spanish).
11. D. Wu, K. Warwick, Z. Ma, M. N. Gasson, J. G. Burgess, S. Pan and T. Z. Aziz, Prediction of Parkinson's disease tremor onset using a radial basis function neural network based on particle swarm optimization, *Int. J. Neural Syst.* **20**(2) (2010) 109–116.
12. J. Liu, X. Li, C. Marciniak, W. Z. Rymer and P. Zhou, Extraction of neural control commands using myoelectric pattern recognition: A novel application in adults with cerebral palsy, *Int. J. Neural Syst.* **24**(7) (2014) 1450022.
13. A. Ortiz-Rosario, I. Berrios-Torres, H. Adeli and J. A. Buford, Combined corticospinal and reticulospinal effects on upper limb, *Neurosci. Lett.* **561** (2014) 30–34.
14. X. Navarro, T. B. Krueger, N. Lago, S. Micera, T. Stieglitz and P. Dario, A critical review of interfaces with the peripheral nervous system for the control of neuroprostheses and hybrid bionic systems, *J. Peripher. Nerv. Syst.* **10**(3) (2005) 229–258.
15. S. Day, *Important Factors in Surface EMG Measurement* (Bortech Biomedical Ltd, Calgary, 2002).
16. M. B. I. Reaz, M. S. Hussain and F. Mohd-Yasin, Techniques of EMG signal analysis: Detection, processing, classification and applications, *Biol. Proced. Online* **8**(1) (2006) 11–35.
17. F. Hug, Can muscle coordination be precisely studied by surface electromyography? *J. Electromyogr. Kinesiol.* **21**(1) (2011) 1–12.
18. H. J. Hermens, B. Freriks, C. Disselhorst-Klug and G. Rau, Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures, *J. Electromyogr. Kinesiol.* **10**(5) (2000) 361–374.
19. W. Y. Hsu, Single-trial motor imagery classification using asymmetry ratio, phase relation, wavelet-based fractal, and their selected combination, *Int. J. Neural Syst.* **23**(2) (2013) 1350007.
20. L. J. Herrera, C. M. Fernandes, A. M. Mora, D. Migotina, R. Largo, A. Guillén and A. C. Rosa, Combination of heterogeneous EEG feature extraction methods and stacked sequential learning for sleep stage classification, *Int. J. Neural Syst.* **23**(3) (2013) 1350012.
21. Y. Zhang, G. Zhou, J. Jin, X. Wang and A. Cichocki, Frequency recognition in SSVEP-based BCI using multiset canonical correlation analysis, *Int. J. Neural Syst.* **24**(4) (2014) 1450013.
22. D. Alvarez, R. Hornero, J. V. Marcos, N. Wessel, T. Penzel, M. Glos and F. Del Campo, Assessments of feature selection and classification approaches to enhance information from overnight oximetry in the context of apnea diagnosis, *Int. J. Neural Syst.* **23**(5) (2013) 1350020.
23. R. J. Martis, U. R. Acharya, C. M. Lim, K. M. Mandana, A. K. Ray and C. Chakraborty, Application of higher order cumulant features for cardiac health diagnosis using ECG signals, *Int. J. Neural Syst.* **23**(4) (2013) 1350014.
24. S. Ghost-Dastidar, H. Adeli and N. Dadmehr, Principal component analysis-enhanced cosine radial basis function neural network for robust epilepsy and seizure detection, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **55**(2) (2008) 512–518.
25. G. Bello-Orgaz, H. D. Menendez and D. Camacho, Adaptive *k*-means algorithm for overlapped graph clustering, *Int. J. Neural Syst.* **22**(5) (2012) 1250018.
26. N. M. Tomasevic, A. M. Neskovic and N. J. Neskovic, Artificial neural network based approach to EEG signal simulation, *Int. J. Neural Syst.* **22**(3) (2012) 1250008.
27. H. Serhan, C. G. Nasr and P. Henaff, Muscle emulation with DC motor and neural networks for biped robots, *Int. J. Neural Syst.* **20**(4) (2010) 341–353.
28. T. Hill and P. Lewicki, *Statistics: Methods and Applications: A Comprehensive Reference for Science, Industry, and Data Mining* (StatSoft Inc., Tulsa, Oklahoma, 2006).

A. Suberbiola et al.

29. M. Borenovic, A. Neskovic and D. Budimir, Space partitioning strategies for indoor WLAN positioning with cascade-connected ANN structures, *Int. J. Neural Syst.* **21**(1) (2011) 1–15.
30. A. Ortiz-Rosario and H. Adeli, Brain-computer interface technologies: From signal to action, *Rev. Neurosci.* **24**(5) (2013) 537–552.
31. Y. Zhang, G. Zhou, J. Jin, Q. Zhao, X. Wang and A. Cichocki, Aggregation of sparse linear discriminant analyses for event-related potential classification in brain-computer interface, *Int. J. Neural Syst.* **24**(1) (2014) 1450003.
32. A. W. Moore, Clustering with gaussian mixtures, School of Computer Science, Carnegie Mellon University (2001), Available at <http://www.autonlab.org/tutorials/gmm14.pdf>.
33. A. Orjuela and L. Calóba, Clasificación de Movimientos en Extremidades Usando Redes Neuronales: I. Proceso Supervisado, in *Proc. 21st Congreso Brasileiro em Engenharia Biomedica*, Salvador (2008) (in Spanish).
34. S. Tolu, M. Vanegas, J. A. Garrido, N. R. Luque and E. Ros, Adaptive and predictive control of a simulated robot arm, *Int. J. Neural Syst.* **23**(3) (2013) 1350010.
35. A. Wege, K. Kondak and G. Hommel, Force control strategy for a hand exoskeleton based on sliding mode position control, in *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, Beijing (2006), pp. 4615–4620.



#### 4.5. Motion control of an arm orthosis by EMG signals through ANN analysis

### Motion control of an arm orthosis by EMG signals through ANN analysis

Aaron Suberbiola, Ekaitz Zulueta, Joachim Buyle

University of the Basque Country (UPV/EHU), Vitoria, Spain  
{aaron.suberviola, ekaitz.zulueta}@ehu.es  
Katholieke Hogeschool Kempen, Department of Industrial Engineering, Geel, Belgium

**Abstract.** This paper describes a new approach to improve the motion or speed control of an arm orthosis using EMG signals. Data was obtained from EMG sensors placed on the biceps and the triceps muscles of the user, and it is filtered and processed calculating its auto-regressive coefficients, using the Yule-Walker method. These coefficients are fed in an artificial neural network and validated to check whether or not the AR coefficients correspond to the desired output.

**Keywords:** Arm Orthosis, Control, EMG, auto-regressive, artificial neural network, Yule- Walker

## 1 Introduction

This research project is carried out in order to improve the control and movement of a robotic arm prosthesis or orthosis. The purpose of this orthosis is to support a person, who has lost strength in his arm, to lift objects. The orthosis is controlled by electromyographic or myoelectric signals, captured at the arm's biceps and triceps muscles using specialized surface EMG sensors and equipment. These EMG signals correspond to the body's emitted electric signals in the nervous system, which produce movement. This kind of application could help handicapped or disabled persons to carry out a specific job or operation. These man-machine interfaces have become very important in the last years and will become even more important in the future.

In this paper a way to improve the control diagram using the Fast Fourier Transform (FFT) and control the orthosis in a real-time environment is presented. We opted to analyze the EMG signals with the Yule-Walker Auto-Regression (AR) coefficients. For a certain subset of data these transfer function coefficients could indicate which Motor Unit Action Potential (MUAP) is active. These coefficients would serve as an input for an Artificial Neural Network (ANN). Using a training set, derived from the goniometer's signal, we could train the neural network and indicate if the correspond-

ent AR coefficients are predicted correctly as the arm moving up, down or not moving.

## 2 Electromyography

Electromyography or EMG is a technique for evaluating and recording electrical activity produced by skeletal muscles or muscles under control of the nervous system, for example the biceps muscle in the upper arm. EMG sensors detect the electrical potential of the muscle cells when these cells are electrically activated by the nervous system. These EMG signals can be analyzed to detect and help treat medical abnormalities or used for biomechanics, like in this project. There are many applications for the use of EMG. EMG is used clinically for the diagnosis of neurological and neuromuscular problems. It is used diagnostically by laboratories and by clinicians trained in the use of biofeedback or ergonomic assessment. EMG is also used in many types of research laboratories, including those involved in biomechanics, motor control, neuromuscular physiology, movement disorders, postural control, and physical therapy.

Electromyography is the recording of electrical discharges in skeletal muscles, for example: muscle activation patterns during functional activities like running or weight lifting. Muscle fibers have to be stimulated to initiate muscle contraction. They are innervated by motor neurons located in the spinal cord or brainstem. Motor neurons are connected to the skeletal muscle by nerve fibers, called axons. Each fiber of a muscle receives its innervations by one single motor neuron. Contrary, one single motor neuron can innervate more than one muscle fiber. A motor neuron and its associated fibers are defined as a motor unit, and one motor unit controls up to 2000 muscle fibers, depending on the required fineness of control.

When a motor unit is activated by the central nervous system, an impulse is sent along the axon to the motor end plates of the muscle fibers. As consequence of the stimulus, the motor end plates release neurotransmitters that interact with receptors on the surface of the muscle fibers. This results in a reduction of the electrical potential of the cells and the released action potential spreads through the muscle fibers. Such a depolarization is called end plate potential. The combined action potentials of all muscle fibers of a single motor unit are called "Motor Unit Action Potential" (MUAP). As the tissue around the muscle fibers is electrically conductive, this combined action potential can be observed by means of electrodes. The repetitive firing of a motor unit creates a train of impulses known as the "Motor Unit Action Potential Train" (MUAPT).

These MUAPTs can be measured from the body's skin through SEMG sensors. SEMG or surface electromyography is used in this project to measure muscle activity from the skin. Through SEMG, the combination of electrical activity or action poten-

tials from the numerous muscle fibers that contribute to a muscle contraction can be collected and analyzed.

### 3 Artificial neural networks

A way to improve the movement of the orthosis is by analyzing the EMG signals with an Artificial Neural Network. An ANN can be trained to verify if the calculated autoregressive coefficients are correct by validating that input with the goniometer's signal, which indicates the produced motion of the arm orthosis.

An artificial neural network or ANN is a computer algorithm created to mimic biological neural networks. Even with today's complex computing power standards, there are certain operations a microprocessor cannot perform. An ANN is a non-linear system used to classify data, which makes this a very flexible system. ANNs are used in a wide range of applications such as control, identification, prediction and pattern recognition. ANNs are considered to be relatively new and an advanced technology in the field of digital signal processing. And it applies too much more fields than just engineering.

It has two main functions: pattern classifiers and non-linear adaptive filters. An ANN is also an adaptive system, just like its biological counterpart, what means that during its operation parameters can be changed. This is known as the training phase.

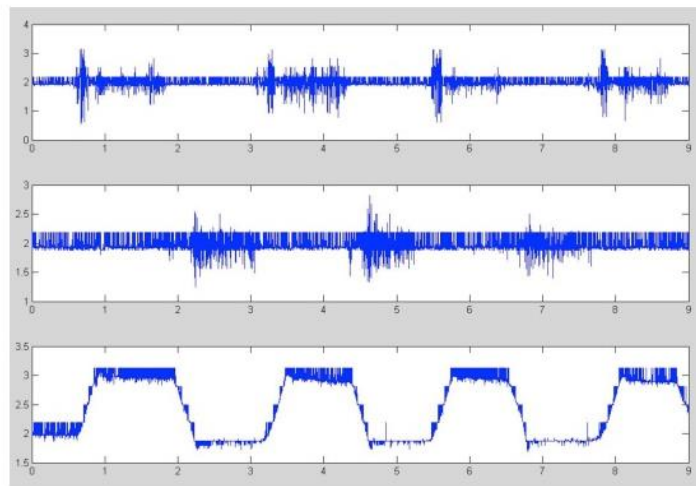
An ANN works by a step-by-step procedure, which optimizes a criterion, known as the learning rule. It crucial to choose a proper set of training data to determine the optimal operating point. There are many different architectures for NNs with different types of algorithms, and although some ANNs have a very complex nature, the concept of a NN is relatively simple.

Basically an ANN is a system that receives input data, processes that data and delivers an output. The input data is usually an array of elements, which can be any representable data. The input data will be compared with a desired target response and an error is composed from the difference. This error will be fed back into the system to adjust the parameters of the learning rule. This feedback process will continue until the desired output is acceptable. ANNs are very efficient in terms of development, time and resources. ANNs can provide real solutions that are difficult to match with other technologies.

### 4 Collecting EMG sensor data

The first step is to take a series of samples of the EMG sensors. We take a series of different, controlled movements and collect data from the biceps, triceps and goniometer. Test subjects were healthy males, between 22 and 23 years old., who executed the same controlled movements, including arm up and down movement, fast or slow,

with or without extra weight added. When extra weight is hold in the hand, EMG signals tend to more clear as more force is needed to move the arm. We located the sensors in the exact same position every time, and each sample was recorded for nine seconds and saved. We tried to find a clear pattern of distinction in muscle movement and EMG activity for both the biceps and triceps muscles.



**Fig. 1.** A plot of the biceps, triceps and goniometer signals acquired.

Sample shown above is good one, as you can clearly see which muscle is active at what time or movement. You can see a sudden increase of EMG activity in the biceps signal if the arm moves up and increased activity in the triceps signal when the arm is moving down. Not all the samples are that good, since surface sensors produce much noise and capture more EMG signals at a time than the more precise intra-muscular or needle EMG sensors. Also physical characteristics of the test subject are important as one person can have more or less body tissue and a different muscle structure than the other. Surface sensors also tend to move a bit when the arm is moved, making them more susceptible to noise and errors.

## 5 Implementation

Artificial Neural Network was implemented in MATLAB. After having the data available, first important step is feature extraction. We have raw EMG data but the question is how we will use this data to produce a meaningful input for the ANN. We will use this input signal of Yule-Walker coefficients to compare it to the training set which will be based on the goniometer signal.

### 5.1 Yule-Walker

Because an EMG signal is a composition of different EMG impulses we need to find a way to decompose the signal into multiple signals or inputs. We need to know which muscle fiber or MUAP is active at the time of movement and the amplitude of the strength.

One way of doing that is to estimate an autoregressive (AR) all-pole model using the Yule-Walker method. This method returns the transfer function coefficients of the input signal, which can be an indication for which Motor Unit Action Potential (MUAP) in the muscle is active.

In statistics and signal processing, an autoregressive (AR) model is a type of random process, which is often used to model and predict various types of natural phenomena. The autoregressive model is one of a group of linear prediction formulas that attempt to predict an output of a system based on the previous outputs.

The notation AR(p) indicates an autoregressive model of order p. The AR(p) model is defined as:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

where  $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  are the parameters of the model, c is a constant (often omitted for simplicity) and  $\varepsilon_t$  is white noise. White noise is a random signal (or process) with a flat power spectral density. In other words, the signal contains equal power within a fixed bandwidth at any center frequency. An autoregressive model can thus be viewed as the output of an all-pole infinite impulse response (IIR) filter whose input is white noise.

It is based on parameters  $\varphi_i$  where  $i = 1, \dots, p$ . There is a direct correspondence between these parameters and the covariance function of the process, and this correspondence can be inverted to determine the parameters from the autocorrelation function (which is itself obtained from the covariances). This is done using the Yule-Walker equations.

The Yule-Walker method, also called the autocorrelation method is used to fit a  $p^{\text{th}}$  order autoregressive (AR) model to the windowed input signal, x, by minimizing the forward prediction error in the least-squares sense. This formulation leads to the Yule-Walker equations, which are solved by the Levinson-Durbin recursion. x is assumed to be the output of an AR system driven by white noise. Vector a contains the normalized estimate of the AR system parameters, A(z), in descending powers of z. Because the method characterizes the input data using an all-pole model, the correct choice of the model order p is important.

$$H(z) = \frac{\sqrt{e}}{A(z)} = \frac{\sqrt{e}}{1 + a_2 z^{-1} + \dots + a_{(p+1)} z^{-p}}$$

The Yule-Walker equations are the following set of equations:

$$\gamma_m = \sum_{k=1}^p \varphi_k \gamma_{m-k} + \sigma_\varepsilon^2 \delta_{m,0},$$

where  $m = 0, \dots, p$ , yielding  $p + 1$  equations.  $\gamma_m$  is the autocorrelation function of  $X$ ,  $\sigma_\varepsilon$  is the standard deviation of the input noise process, and  $\delta_{m,0}$  is the Kronecker delta function.

Because the last part of the equation is non-zero only if  $m = 0$ , the equation is usually solved by representing it as a matrix for  $m > 0$ , thus getting equation:

$$\begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \gamma_3 \\ \vdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_0 & \gamma_{-1} & \gamma_{-2} & \dots \\ \gamma_1 & \gamma_0 & \gamma_{-1} & \dots \\ \gamma_2 & \gamma_1 & \gamma_0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \varphi_3 \\ \vdots \end{bmatrix}$$

solving all  $\varphi$ . For  $m = 0$  we have:

$$\gamma_0 = \sum_{k=1}^p \varphi_k \gamma_{-k} + \sigma_\varepsilon^2$$

which allows us to solve  $\sigma_\varepsilon^2$ .

The above equations (the Yule-Walker equations) provide one route to estimating the parameters of an AR(p) model, by replacing the theoretical covariances with estimated values. One way of specifying the estimated covariances is equivalent to a calculation using least squares regression of values  $X_t$  on the  $p$  previous values of the same series.

The EMG data of the biceps and triceps are extracted for an interval of 1 second. The order of the AR model is 9, which will result in 10 coefficients since the first AR coefficient is always equal to one. We calculate the Yule-Walker coefficients for both the biceps and triceps EMG signals after a white noise filter is applied.

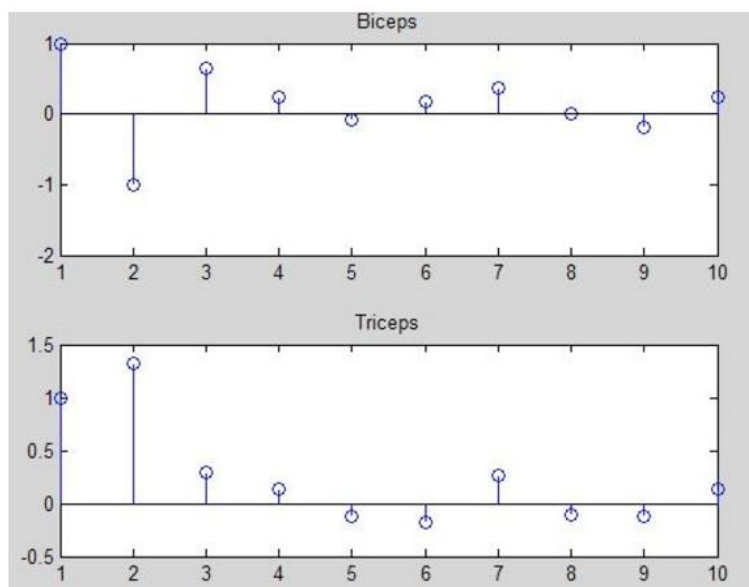


Fig. 2. A plot of the biceps and triceps Yule-Walker AR coefficients (9th order).

### 5.2 Training Set

A neural network has to be trained so that a set of inputs produces the desired set of outputs (target). Teaching patters (training set) are fed into the neural network and change the weights of the connections according to a learning rule.

So in order to validate the input data of the ANN, the AR coefficients of the EMG data, we must first generate a training set. This training set will be generated by the information from the third sensor, the goniometer. The training set sets the target for matching the input data. Because the goniometer registers movement in the arm, we can see if the Yule-Walker coefficients were correctly predicted. Moving the arm upwards corresponds to '+1', moving the arm downwards corresponds to '-1' and '0' means the arm isn't moving. Before we generate the training set, the goniometer signal is filtered with an 8th order low-pass filter to reduce noise and smooth out the signal.

### 5.3 Envelope function

Next, we will put the biceps and triceps EMG signals through an "envelope function". The idea is to further smoothen out the signal in order to prevent noise in the output and get more stable results. Each peak in EMG activity is directly followed by a negative peak. This is also the case for the noise, when no or low EMG activity is measured we still see the signal move up and down rapidly. This pattern

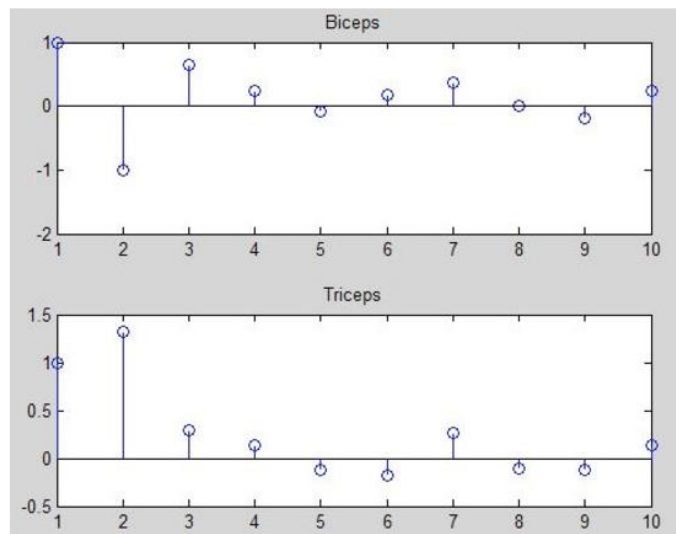
could confuse the ANN and affect the output in a negative way. To overcome this problem we filter the biceps and triceps EMG signals with an envelope or enclosure function. This function follows the positive spikes of the signal and reduces sudden variations in the signal.

The envelope function  $S(t)$  with input signal  $Y(t)$  is mathematically defined as follows:

$$S(t) = |Y(t)| \text{ if } |Y(t)| > S(t-1) \\ \text{Else } S(t) = a * S(t-1)$$

Since we look for a positive rise in the signal's amplitude we take the absolute value of the current signal's value  $Y(t)$  and compare that to the previous outcome  $S(t-1)$ . If the current absolute value  $|Y(t)|$  is bigger than the previous envelope value  $S(t-1)$ , the current absolute value  $|Y(t)|$  will be stored as the new current envelope value  $S(t)$ . In case  $|Y(t)|$  is smaller we multiply the previous envelope value  $S(t-1)$  with a constant 'a' which value is set to 0.99. This constant defines how quickly the slope of the envelope decreases. Low values, for example 0.1 or 0.3, ensure that the slope declines very fast. This is not desirable, as the result would resemble the original signal a lot. We set 'a' to the maximum value, 0.99, in order produce a smoother output signal.

In the following figure you can see an example of the envelope signal: In red the original EMG signal and in blue the filtered envelope signal. As you can see there are a lot less sudden variations in the signal.



**Fig. 3.** An example of the envelope function.



**5.4 Linear regression**

Before we calculate the AR coefficients we will determine a target set or training set out of the goniometer signal. The target set will be based on the movement of the arm so we can then link arm movement to increased EMG activity. We just want to know when the arm moves up or down. So the training set should indicate the upward movement with '1' and the downward movement with '-1', '0' indicates no movement. By calculating linear regression, which makes use of the slope or gradient of each point we can determine the movement of the arm.

By using a sliding window with a certain interval for linear regression we can try to indicate where exactly the arm moves. To keep it simple, linear regression will fit the best possible straight line in a series of points, in this case the slope values of the goniometer signal within each window. Linear regression is defined as follows:

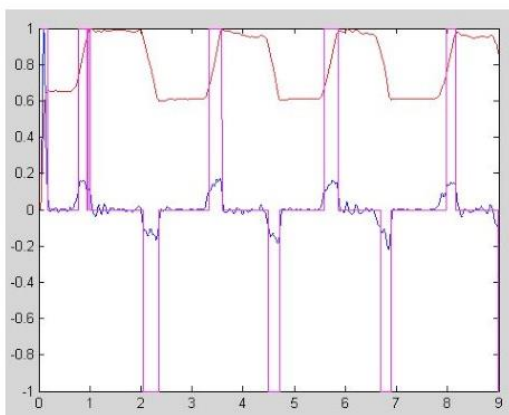
$$Y = [\Phi] * P$$

$$P = (\Phi^T * \Phi)^{-1} * \Phi^T * Y$$

If y is a linear function of x, then the coefficient of x is the slope of the line created by plotting the function. Therefore, if the equation of the line is given in the form  $y = mx + b$ , then m is the slope. This form of a line's equation is called the slope-intercept form, because b can be interpreted as the y-intercept of the line, the y- coordinate where the line intersects the y-axis.

The slope is the measurement of a line, and is defined as the ratio of the "rise" divided by the "run" between two points on a line, or in other words, the ratio of the altitude change to the horizontal distance between any two points on the line. Given two points  $(x1,y1)$  and  $(x2,y2)$  on a line, the slope m of the line is:

$$m = (y2-y1)/(x2-x1)$$



**Fig. 4.** A plot of the (filtered) goniometer signal in red, the linear regression signal in blue and the target signal in magenta.

### 5.5 ANN Training

Once we have all the input data ready, it is time to start training the ANN and looking at the results. We create a feed-forward network with a single hidden layer and a varying number of neurons (3 to 7). In feed-forward neural networks the data propagates from input to output, over multiple processing units, called hidden layers. There are no feedback connections present. A feedback connection means that the output of one unit is fed back into an input of a unit of the same or previous layer.

More neurons require more computation, and they have a tendency to over fit the data when the number is set too high, but they allow the network to solve more complicated problems. More layers require more computation, but their use might result in the network solving complex problems more efficiently.

#### Comparison of different ANN setups

The network architecture for this research consisted of an input layer, one hidden layer and an output layer. A hidden layer in an ANN consists of a number of neurons. Several trainings and validations are executed using different number of neurons and the two types of sample processing: with and without using an “envelope” function.

We compared the EMG samples from both subjects with different ANN parameters and reviewed the results to see whether or not we can find an optimal configuration for classifying Yule-Walker AR coefficients as correct movement or not. In total we will test 20 different setups and each sample set will be trained 5 times, each time with a different number of neurons, ranging from 3 to 7. We will compare results graphically in a plot with the target output in red and the actual output in blue. The blue pattern has to match the red target as good as possible. The following graphs are an example of such a test set:

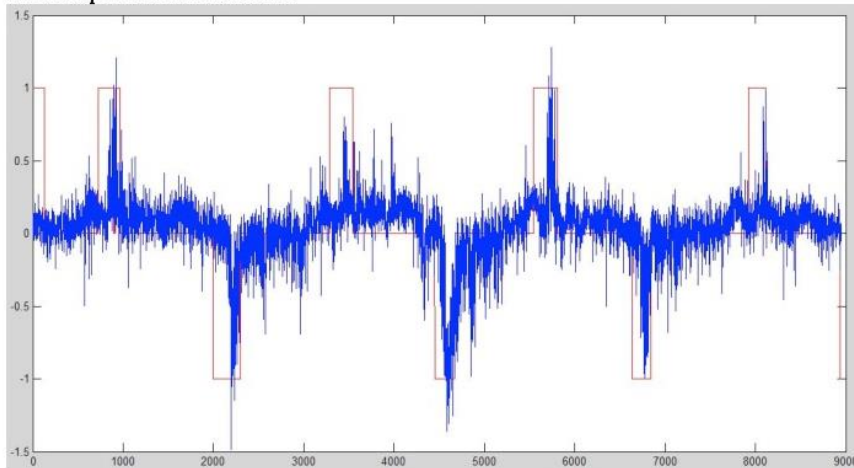
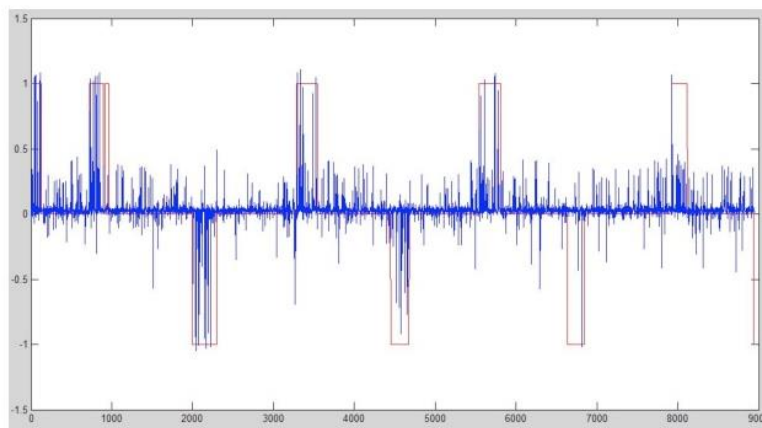


Fig. 5. Dataset with 5 neurons and without envelope filter.



**Fig. 6.** Dataset with 5 neurons and envelope filter.

With 5 neurons applied both positive and negative movements are more or less properly classified within its target. The envelope function gets rid of a lot of noise. This result is quite ok.

## 6 Conclusion

After examining the results I've come to the following conclusions. The use of the envelope functions seems to reduce the noise or interference in most cases. Mostly it reduces the amplitude between the  $-0,5$  and  $+0,5$  V range, making it easier to spot the spikes, which approach a  $+1$  or  $-1$  value. It also seems that negative movements (stretching of the arm) are way easier classified than positive movements (flexing of the arm). In all samples we see that negative spikes around the target are way more abundant than positive spikes. The use of an envelope tends to filter some of the positive spikes. But in general we can say the envelope function works. However the use of the Yule-Walker AR method to classify surface EMG signals doesn't look like a very stable method. It works more or less but acceptable results depend heavily on the setup of the ANN, of the sample used and on the test subject. The amount of neurons doesn't seem to be conclusive as for Marcos' samples we got better results starting from 5 neurons and for Kike's results the opposite happened. In general we can say that this used method of analyzing surface EMG signals with an ANN and Yule-Walker AR coefficients didn't give the result we hoped for.

## 7 Acknowledgments

Some of the authors belong to Computational Intelligence Group of the University of the Basque Country (UPV/EHU), supported by the Basque Government. Authors would also like to thank Basque Government for the Grant Number 1325863307.

## 8 References

1. Roberto Merletti, Philip A. Parker, *Electromyography - Physiology, Engineering and Noninvasive Applications*, IEEE Press/Wiley-Interscience, 2004
2. W.-J. Kang, *A comparative analysis of various EMG pattern recognition methods*, National Taiwan University, 1994
3. Silvestro Micera, *A hybrid approach to EMG pattern analysis for classification of arm movements using statistical and fuzzy techniques*, Scuola Superiore Sant'Anna (Pisa, Italy), 1998
4. Suberbiola, A., Zulueta, E., Lopez-Guede, J. M., Etxeberria-Agiriano, I., & Graña, M. (2015). *Arm Orthosis/Prosthesis Movement Control Based on Surface EMG Signal Extraction*. *International journal of neural systems*, 25(03)
5. Edgard Lamounier, *A Virtual Prosthesis Control Based On Neural Networks For Emg Parttern Classification*, Federal University of Uberlândia (Brazil)
6. Dan Stashuk, *EMG signal decomposition: how can it be accomplished and used?*, University of Waterloo (Ontario, Canada), 2001
7. Josef Finsterer, *EMG-interference pattern analysis*, Ludwig Boltzmann Institute for Research in Neuromuscular Disorders (Vienna, Austria), 2000
8. David A. Gabriel, *Experimental and modelling investigation of surface EMG spike analysis*, Brock University (St. Catharines, Canada), 2010
9. J. Rafiee, *Feature extraction of forearm EMG signals for prosthetics*, Rensselaer Polytechnic Institute (NY, USA), 2011
10. Vineet Gupta, *Fractal analysis of surface EMG signals from the biceps*, University of Akron (Akron, USA), 1995
11. Jean Blouin, *Insights into the control of arm movement during body motion as revealed by EMG analyses*, CNRS and Aix-Marseille University (Marseille, France), 2009
12. Hanne Christensen, *Intramuscular and Surface EMG Power Spectrum from Dynamic and Static Contractions*, National Institute of Occupational Health (Copenhagen, Denmark), 1994
13. Xiao Hu, *Multivariate AR modeling of electromyography for the classification of upper arm movements*, University of California (LA, USA), 2003
14. Silvestro Micera, *On automatic identification of upper-limb movements using small-sized training sets of EMG signal*, Scuola Superiore Sant'Anna (Pisa, Italy), 2000
15. Dick F. Stegeman, *Surface EMG models: properties and applications*, University Medical Centre (Nijmegen, The Netherlands), 2000
16. Roberto Merletti, *Surface EMG: The issue of electrode location*, Politecnico di Torino (Italy), 2009
17. Andrés Felipe Ruiz Olaya, *Sistema Robótico Multimodal para Análisis y Estudios en Biomecánica, Movimiento Humano y Control Neuromotor*, Universidad Carlos III de Madrid, 2008
18. Ying-Han Chiou, *The comparison of electromyographic pattern classifications with active and passive electrodes*, National Taiwan University, 2003





## **CAPÍTULO 5**

---

### **CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS**

5.1 - CONCLUSIONES

5.2 - LÍNEAS FUTURAS





## 5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

### 5.1. Conclusiones

La utilización de las señales electromiográficas para el control de exoesqueletos es una tecnología que ha sido ampliamente estudiada y utilizada desde hace décadas. En la actualidad sigue siendo una alternativa muy empleada, a la par que se están desarrollando técnicas de control más avanzadas que permitan a los usuarios una experiencia lo más parecida a la real.

En esta tesis se han abordado varias alternativas que permitan el control de una órtesis de brazo, reproduciendo la extensión y flexión del codo a partir de las señales EMG que el usuario genera. Debido a la necesidad de una base de datos con la que trabajar, se ha construido un archivo con señales capturadas a partir de experimentos bajo condiciones controladas, el cual ha sido de gran utilidad y podrá ser utilizado para futuras investigaciones en este campo.

Queda plenamente demostrado que una de las partes fundamentales de cualquier aplicación con señales EMG es el filtrado que hay que hacer a estas señales. Antes de este momento hay que asegurar una correcta adquisición de las señales, pero el filtrado que de ellas se haga posteriormente afectará enormemente al comportamiento del control. En esta tesis se han probado diferentes controles en función de los trabajos anteriores observados en la literatura, resultando todos ellos en señales EMG con condiciones adecuadas para su procesamiento posterior.

Entre los controles desarrollados, se han obtenido diferentes resultados en función de su conveniencia para este tipo de aplicaciones. Los algoritmos en el dominio del tiempo binario y variable son soluciones de baja precisión, y necesitan que el usuario aplique una cantidad significativa de fuerza para conseguir señales EMG muy claras. Además requiere de calibración para cada usuario, aunque estos métodos son simples y permiten una menor cantidad de dispositivos, además de necesitar mucho menos procesamiento.

La utilización de redes neuronales artificiales en combinación con modelos autorregresivos permite una mayor precisión en la captura de las señales EMG, con una pequeña cantidad de fuerza aplicada por el usuario. Se ha llegado a alcanzar una precisión del movimiento de extensión o flexión del brazo del 91% a la hora de reconocer correctamente el movimiento deseado por el usuario. Sin embargo, este resultado implica que aproximadamente 1 de cada 10 veces que el usuario quiere mover el brazo, el sistema no identifica adecuadamente el movimiento, lo que es totalmente indeseada para aplicaciones de este tipo. Además, la utilización de un modelo autorregresivo muy detallado sólo es adecuada cuando se cuenta con datos EMG de muy alta calidad.

Para intentar mejorar el control del exoesqueleto, se añadieron sensores de presión en la órtesis, de forma que se mida la fuerza aplicada en ambos lados de la muñeca. Estos datos se han utilizado

únicamente cuando los procedentes de las señales EMG son muy bajos, tratando principalmente de compensar la fuerza que se genera al mantener un peso en el brazo. Su implementación más profunda en el sistema de control ofrece evidentes posibilidades que deben ser exploradas.

Como parte de las opciones exploradas, se estudió la posibilidad de utilizar actuadores fabricados con materiales con memoria de forma (SMA). Estos materiales ofrecen unas opciones que no suelen ser exploradas, y a pesar de las prometedoras posibilidades de su implementación, no ha sido posible desarrollar esta tecnología ya que existe varias limitaciones que no lo convierten en la opción más recomendable. Especialmente importantes son la velocidad de actuación que proporcionan los actuadores SMA, así como la fuerza que son capaces de desarrollar, que los hacen claramente insuficientes para generar el movimiento de la órtesis de brazo que se desea controlar.

Es importante señalar que, para ser una aplicación susceptible de ser utilizada en situaciones reales, no es sólo importante comparar la precisión de los resultados de los sistemas de control. Es también importante tener en cuenta el tiempo de respuesta y la complejidad del sistema, de forma que su configuración permita mantener un compromiso entre rendimiento y facilidad de uso.

## 5.2. Líneas futuras

Los trabajos realizados en esta tesis tienen un largo y productivo recorrido en un futuro no muy lejano. El sistema de adquisición sigue siendo perfectamente válido para su utilización, además de que se ha mejorado tanto la calidad como la cantidad de señales que se pueden capturar. Además se cuenta con una base de datos capturada bajo condiciones controladas, de forma que se dispone de una gran cantidad de señales EMG que utilizar en los trabajos de investigación futuros.

Los sistemas de control planteados deben ser desarrollados para tratar de conseguir un movimiento lo más natural posible de la órtesis. A pesar de haber sido capaces de identificar el movimiento que el usuario desea realizar con una alta precisión, hay muchas más variables que deben ser analizadas y controladas para conseguir una mejor experiencia del usuario. Además, y a pesar de lo comentado anteriormente respecto a los actuadores SMA, se han descubierto recientemente algunas aplicaciones de este tipo de tecnología muy prometedoras.

Por otro lado, existe un software libre llamado *OpenSim*, el cual ha sido desarrollado por la Universidad de Stanford y permite la simulación de todos los elementos articulares del ser humano, principalmente huesos y sus dinámicas a partir de modelos de los músculos. En este sentido se ha profundizado muy poco, pero resulta una aplicación muy interesante por lo que se podrían lanzar líneas de investigación.

Finalmente, hay disponibles algunas aplicaciones comerciales que hacen mucho más accesible la utilización de señales EMG. En concreto, hay una muy prometedora que se llama *Myo Gesture Control Armband*, que consiste en un brazalete que captura las señales EMG de los músculos que hay alrededor de la muñeca, y los procesa para identificar gestos que el usuario realiza. Por el

momento sus aplicaciones están siendo más dirigidas a soluciones comerciales, pero puede ser una herramienta que dote de gran versatilidad a posteriores trabajos con señales EMG.



## **CAPÍTULO 6**

---

### **REFERENCIAS**



## 6. REFERENCIAS

1. Dailami J. The Myoelectric Arm: It's Electrifying. 2002.
2. Smit G, Plettenburg DH. Efficiency of voluntary closing hand and hook prostheses. *Prosthet Orthot Int.* 2010;34(4):411-27.
3. Vukobratovic M, Ciric V, Hristic D. Contribution to the study of active exoskeletons. *Proceedings of the 5th International Federation of Automatic Control Congress*; 1972.
4. Hristic D, Vukobratovic M. Development of active aids for handicapped. *Proc. III International Conference on \_bio-Medical Engineering (Sorrento, 1973)*; 1973.
5. Seireg A, Grundmann J. Design of a multitask exoskeletal walking device for paraplegics. *Biomechanics of medical devices.* 1981:569-644.
6. Kawamoto H, Sankai Y. Power assist system HAL-3 for gait disorder person. *International Conference on Computers for Handicapped Persons*; Springer; 2002.
7. Kawamoto H, Kanbe S, Sankai Y. Power assist method for HAL-3 estimating operator's intention based on motion information. *Robot and human interactive communication, 2003. proceedings. ROMAN 2003. The 12th IEEE international workshop on*; IEEE; 2003.
8. Kawamoto H, Lee S, Kanbe S, Sankai Y. Power assist method for HAL-3 using EMG-based feedback controller. *Systems, Man and Cybernetics, 2003. IEEE International Conference on*; IEEE; 2003.
9. Yamamoto K, Hyodo K, Ishii M, Matsuo T. Development of power assisting suit for assisting nurse labor. *JSME International Journal Series C Mechanical Systems, Machine Elements and Manufacturing.* 2002;45(3):703-11.
10. Yamamoto K, Ishii M, Hyodo K, Yoshimitsu T, Matsuo T. Development of power assisting suit. *JSME International Journal Series C Mechanical Systems, Machine Elements and Manufacturing.* 2003;46(3):923-30.
11. Pratt JE, Krupp BT, Morse CJ, Collins SH. The RoboKnee: an exoskeleton for enhancing strength and endurance during walking. *Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA'04. 2004 IEEE International Conference on*; IEEE; 2004.
12. Kong K, Jeon D. Design and control of an exoskeleton for the elderly and patients. *IEEE/ASME Transactions on mechatronics.* 2006;11(4):428-32.
13. Agrawal SK, Fattah A. Theory and design of an orthotic device for full or partial gravity-balancing of a human leg during motion. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering.* 2004;12(2):157-65.
14. John VB, Carlo JD. *Luca: Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography.* Williams and Wilkins. 1985.

15. Konrad P. The abc of emg. A practical introduction to kinesiological electromyography. 2005;1:30-5.
16. McCracken T. New atlas of human anatomy. Barnes & Noble Publishing; 1999.
17. Karlsson JS, Roeleveld K, Grönlund C, Holtermann A, Östlund N. Signal processing of the surface electromyogram to gain insight into neuromuscular physiology. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. 2009;367(1887):337-56.
18. Enoka RM. Neuromechanical basis of kinesiology. ERIC; 1988.
19. Kumar S. Electromyography in ergonomics. Routledge; 2017.
20. Merletti R, Parker PA, Parker PJ. Electromyography: physiology, engineering, and non-invasive applications. John Wiley & Sons; 2004.
21. Florimond V. Basics of surface electromyography applied to physical rehabilitation and biomechanics. Montreal, Canada: Thought Technology Ltd. 2009.
22. Hermens HJ, Freriks B, Merletti R, Stegeman D, Blok J, Rau G, et al. European recommendations for surface electromyography. *Roessingh Research and Development*. 1999;8(2):13-54.
23. Rainoldi A, Melchiorri G, Caruso I. A method for positioning electrodes during surface EMG recordings in lower limb muscles. *J Neurosci Methods*. 2004;134(1):37-43.
24. Östlund N, Gerdle B, Karlsson JS. Location of innervation zone determined with multichannel surface electromyography using an optical flow technique. *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 2007;17(5):549-55.
25. Chadwick EK, Blana D, Kirsch RF, Van Den Bogert, Antonie J. Real-time simulation of three-dimensional shoulder girdle and arm dynamics. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2014;61(7):1947-56.
26. Chadwick E, Blana D, Simeral J, Lambrecht J, Kim S, Cornwell A, et al. Continuous neuronal ensemble control of simulated arm reaching by a human with tetraplegia. *Journal of neural engineering*. 2011;8(3):034003.
27. Van Den Bogert, Antonie J, Blana D, Heinrich D. Implicit methods for efficient musculoskeletal simulation and optimal control. *Procedia IUTAM*. 2011;2:297-316.
28. Hill AV. The heat of shortening and the dynamic constants of muscle. *Proc.R.Soc.Lond.B*. 1938;126(843):136-95.
29. Kawakami Y, Abe T, Fukunaga T. Muscle-fiber pennation angles are greater in hypertrophied than in normal muscles. *J Appl Physiol* (1985). 1993 Jun;74(6):2740-4.
30. Day S. Important factors in surface EMG measurement. Bortec Biomedical Ltd publishers. 2002:1-17.
31. Gazzoni M, Farina D, Merletti R. A new method for the extraction and classification of single motor unit action potentials from surface EMG signals. *J Neurosci Methods*. 2004;136(2):165-77.



32. Merletti R, Botter A, Troiano A, Merlo E, Minetto MA. Technology and instrumentation for detection and conditioning of the surface electromyographic signal: state of the art. *Clin Biomech.* 2009;24(2):122-34.
33. De Luca CJ, Adam A, Wotiz R, Gilmore LD, Nawab SH. Decomposition of surface EMG signals. *J Neurophysiol.* 2006 Sep;96(3):1646-57.
34. De Luca CJ, Hostage EC. Relationship between firing rate and recruitment threshold of motoneurons in voluntary isometric contractions. *J Neurophysiol.* 2010;104(2):1034-46.
35. Nawab SH, Chang S, De Luca CJ. High-yield decomposition of surface EMG signals. *Clinical neurophysiology.* 2010;121(10):1602-15.
36. Lesser VR, Nawab SH, Klassner FI. IPUS: an architecture for the integrated processing and understanding of signals. *Artif Intell.* 1995;77(1):129-71.
37. LeFever RS, De Luca CJ. A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potentials-part I: technique, theory, and implementation. *IEEE transactions on biomedical engineering.* 1982(3):149-57.
38. Zaheer F, Roy SH, De Luca CJ. Preferred sensor sites for surface EMG signal decomposition. *Physiol Meas.* 2012;33(2):195.
39. Stegeman D, Hermens H. Standards for surface electromyography: The European project Surface EMG for non-invasive assessment of muscles (SENIAM). Enschede: Roessingh Research and Development. 2007:108-12.
40. De Luca CJ, Merletti R. Surface myoelectric signal cross-talk among muscles of the leg. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.* 1988;69(6):568-75.
41. Koh TJ, Grabiner MD. Cross talk in surface electromyograms of human hamstring muscles. *Journal of Orthopaedic Research.* 1992;10(5):701-9.
42. Perry J, Easterday CS, Antonelli DJ. Surface versus intramuscular electrodes for electromyography of superficial and deep muscles. *Phys Ther.* 1981;61(1):7-15.
43. De Luca CJ. The use of surface electromyography in biomechanics. *Journal of applied biomechanics.* 1997;13:135-63.
44. De Luca CJ, Gilmore LD, Kuznetsov M, Roy SH. Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination. *J Biomech.* 2010;43(8):1573-9.
45. Roeleveld K, Stegeman D, Vingerhoets H, Oosterom Av. Motor unit potential contribution to surface electromyography. *Acta Physiol Scand.* 1997;160(2):175-83.
46. Hermens HJ, Freriks B, Disselhorst-Klug C, Rau G. Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures. *Journal of electromyography and Kinesiology.* 2000;10(5):361-74.
47. Blok J, Stegeman D. Simulated bipolar SEMG characteristics. SENIAM. 1997;5:60-70.

48. De Luca CJ, Kuznetsov M, Gilmore LD, Roy SH. Inter-electrode spacing of surface EMG sensors: reduction of crosstalk contamination during voluntary contractions. *J Biomech.* 2012;45(3):555-61.
49. De Luca CJ. *Surface electromyography: Detection and recording.* DelSys Incorporated. 2002;10:2011.
50. Cram JR. *Introduction to surface electromyography.* Aspen Publishers; 1998.
51. Perry J, Burnfield JM, Cabico LM. *Gait analysis: normal and pathological function.* . 1992.
52. Burden A. How should we normalize electromyograms obtained from healthy participants? What we have learned from over 25 years of research. *Journal of electromyography and kinesiology.* 2010;20(6):1023-35.
53. Halaki M, Ginn K. Normalization of EMG Signals: To Normalize or Not to Normalize and What to Normalize to? . 2012.
54. Cheselden W. *The Anatomy of the Human Body... The VIth Edition, Etc.* C. Hitch&R. Dodsley; 1756.
55. Jackson C. *Morris' Human Anatomy,* P. Blakiston's Son & Co. Inc., Philadelphia. 1933.
56. Boland MR, Spigelman T, Uhl TL. The function of brachioradialis. *J Hand Surg.* 2008;33(10):1853-9.
57. Murray WM, Delp SL, Buchanan TS. Variation of muscle moment arms with elbow and forearm position. *J Biomech.* 1995;28(5):513-5.
58. Naito A, Sun Y, Yajima M, Fukamachi H, Ushikoshi K. Electromyographic study of the elbow flexors and extensors in a motion of forearm pronation/supination while maintaining elbow flexion in humans. *Tohoku J Exp Med.* 1998;186(4):267-77.
59. Farina D, Muhammad W, Fortunato E, Meste O, Merletti R, Rix H. Estimation of single motor unit conduction velocity from surface electromyogram signals detected with linear electrode arrays. *Medical and Biological Engineering and Computing.* 2001;39(2):225-36.
60. Zuniga EN, Truong XT, Simons DG. Effects of skin electrode position on averaged electromyographic potentials. *Arch Phys Med Rehabil.* 1970 May;51(5):264-72.
61. Merletti R, Rainoldi A, Farina D. Surface electromyography for noninvasive characterization of muscle. *Exerc Sport Sci Rev.* 2001;29(1):20-5.
62. Hermens H, Freriks B. The state of the art on sensors and sensor placement procedures for surface electromyography: a proposal for sensor placement procedures. Deliverable of the SENIAM Project. 1997.
63. Merletti R, Conte LL, Cisari C, Massazza U. Effect of ankle joint position on electrically evoked surface myoelectric signals of the tibialis anterior muscle. *Arch Phys Med Rehabil.* 1993;74(5):501-6.
64. Rainoldi A, Nazzaro M, Merletti R, Farina D, Caruso I, Gaudenti S. Geometrical factors in surface EMG of the vastus medialis and lateralis muscles. *Journal of Electromyography and Kinesiology.* 2000;10(5):327-36.

65. Roy SH, Bonato P, Knaflitz M. EMG assessment of back muscle function during cyclical lifting. *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 1998;8(4):233-45.
66. Knaflitz M, Bonato P. Time-frequency methods applied to muscle fatigue assessment during dynamic contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 1999;9(5):337-50.
67. Merletti R, Farina D, Granata A. Non-invasive assessment of motor unit properties with linear electrode arrays. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl*. 1999;50:293-300.
68. Merletti R, Roy S. Myoelectric and mechanical manifestations of muscle fatigue in voluntary contractions. *Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy*. 1996;24(6):342-53.
69. Masuda T, Miyano H, Sadoyama T. The position of innervation zones in the biceps brachii investigated by surface electromyography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1985(1):36-42.
70. Farina D, Merletti R, Nazzaro M, Caruso I. Effect of joint angle on EMG variables in leg and thigh muscles. *IEEE engineering in medicine and biology magazine*. 2001;20(6):62-71.
71. Roy SH, De Luca G, Cheng M, Johansson A, Gilmore LD, De Luca CJ. Electro-mechanical stability of surface EMG sensors. *Med Biol Eng Comput*. 2007;45(5):447-57.
72. Beck TW, Housh TJ, Cramer JT, Malek MH, Mielke M, Hendrix R, et al. Electrode shift and normalization reduce the innervation zone's influence on EMG. *Med Sci Sports Exerc*. 2008 Jul;40(7):1314-22.
73. Kedefors R, Broman H, de Luca CJ. Units, Terms and Standards in the Reporting of EMG Research. . 1980.
74. Merletti R, Di Torino P. Standards for reporting EMG data. *J Electromyogr Kinesiol*. 1999;9(1):3-4.
75. Van Boxtel A. Optimal signal bandwidth for the recording of surface EMG activity of facial, jaw, oral, and neck muscles. *Psychophysiology*. 2001;38(1):22-34.
76. Huigen E, Peper A, Grimbergen C. Investigation into the origin of the noise of surface electrodes. *Medical and biological engineering and computing*. 2002;40(3):332-8.
77. LeFever R, De Luca C. The contribution of individual motor units to the EMG power spectrum. *Proceedings of 29th Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology, Boston; ; 1976*.
78. Van Boxtel A, Boelhouwer A, Bos A. Optimal EMG signal bandwidth and interelectrode distance for the recording of acoustic, electrocutaneous, and photic blink reflexes. *Psychophysiology*. 1998;35(6):690-7.
79. Östlund N, Yu J, Roeleveld K, Karlsson JS. Adaptive spatial filtering of multichannel surface electromyogram signals. *Medical and Biological Engineering and Computing*. 2004;42(6):825-31.
80. Saponas TS, Tan DS, Morris D, Balakrishnan R. Demonstrating the feasibility of using forearm electromyography for muscle-computer interfaces. *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems; ACM; 2008*.

81. Holtermann A, Roeleveld K, Karlsson JS. Inhomogeneities in muscle activation reveal motor unit recruitment. *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 2005;15(2):131-7.
82. Scholle HC, Struppler A, Anders C, Schumann NP. Control of isometric muscle contraction in muscle hypotonia of central origin: EMG mapping analysis. *EEG EMG Z Elektroenzephalogr Elektromyogr Verwandte Geb*. 1992 Dec;23(4):178-83.
83. Karlsson S, Yu J, Akay M. Time-frequency analysis of myoelectric signals during dynamic contractions: a comparative study. *IEEE transactions on Biomedical Engineering*. 2000;47(2):228-38.
84. Merletti R, Knaflitz M, De Luca CJ. Electrically evoked myoelectric signals. *Crit Rev Biomed Eng*. 1992;19(4):293-340.
85. Merletti R, Conte LL. Advances in processing of surface myoelectric signals: Part 1. *Medical and Biological Engineering and Computing*. 1995;33(3):362-72.
86. Conte LL, Merletti R. Advances in processing of surface myoelectric signals: Part 2. *Medical and Biological Engineering and Computing*. 1995;33(3):373-84.
87. Merletti R, Conte LRL. Surface EMG signal processing during isometric contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 1997;7(4):241-50.
88. Gabor D. Theory of communication. Part 1: The analysis of information. *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering*. 1946;93(26):429-41.
89. Duchene J, Devedeux D, Mansour S, Marque C. Analyzing uterine EMG: tracking instantaneous burst frequency. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*. 1995;14(2):125-32.
90. Bonato P, Gagliati G, Knaflitz M. Analysis of myoelectric signals recorded during dynamic contractions. *IEEE engineering in medicine and biology magazine*. 1996;15(6):102-11.
91. Coifman RR, Meyer Y, Wickerhauser MV. Size properties of wavelet packets. *Wavelets and their applications*. 1992:453-70.
92. Coifman RR, Meyer Y, Quake S, Wickerhauser MV. Signal processing and compression with wavelet packets. In: *Wavelets and their applications*. Springer; 1994. p. 363-79.
93. Wickerhauser MV. Acoustic signal compression with wavelet packets. In: *Wavelets*. Elsevier; 1992. p. 679-700.
94. Karlsson S, Yu J, Akay M. Enhancement of spectral analysis of myoelectric signals during static contractions using wavelet methods. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1999;46(6):670-84.
95. De Luca CJ, Knaflitz M. *Surface electromyography: What's new?* CLUT Torino; 1992.
96. Lamounier E, Soares A, Andrade A, Carrijo R. A virtual prosthesis control based on neural networks for EMG pattern classification. *Proceedings of the Artificial Intelligence and Soft Computing, Canada*. 2002.

97. Wang G, Yan Z, Hu X, Xie H, Wang Z. Classification of surface EMG signals using harmonic wavelet packet transform. *Physiol Meas.* 2006;27(12):1255.
98. Cai L, Wang Z, Zhang H. Classifying emg signals using tf representation and svd [for artificial limb control]. [Engineering in Medicine and Biology, 1999. 21st Annual Conference and the 1999 Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society] BMES/EMBS Conference, 1999. Proceedings of the First Joint; IEEE; 1999.
99. Canal MR. Comparison of wavelet and short time Fourier transform methods in the analysis of EMG signals. *J Med Syst.* 2010;34(1):91-4.
100. Ismail AR, Asfour SS. Continuous wavelet transform application to EMG signals during human gait. *Signals, Systems & Computers, 1998. Conference Record of the Thirty-Second Asilomar Conference on; IEEE; 1998.*
101. Kaiser G. A friendly guide to wavelets. Springer Science & Business Media; 2010.
102. Ding J. Time-frequency analysis and wavelet transform. available in <http://disp.ee.ntu.edu.tw/tutorial.php>. 2008.
103. Laterza F, Olmo G. Analysis of EMG signals by means of the matched wavelet transform. *Electron Lett.* 1997;33(5):357-9.
104. Reaz MBI, Hussain M, Mohd-Yasin F. Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biol Proc Online.* 2006;8(1):11.
105. Havran C, Hupet L, Czyz J, Lee J, Vandendorpe L, Verleysen M. Independent component analysis for face authentication. *Int'l Conf. Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering; ; 2002.*
106. Noh H. Principal Component Analysis & Factor Analysis. Hanol, Korea. 2014:208-67.
107. Moore AW. Clustering with gaussian mixtures. URL <http://www.autonlab.org/tutorials/gmm.html>. Tutorial Slides. 2004.
108. Wilks DS. Cluster analysis. In: *International geophysics.* Elsevier; 2011. p. 603-16.
109. Orjuela A, Calôba L, Coppe-ufjr L, De Janeiro R. Clasificación de movimientos en extremidades usando redes neuronales: I. Proceso supervisado. 21º Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédicas; 2008.
110. Tryon RC. Cluster analysis: Correlation profile and orthometric (factor) analysis for the isolation of unities in mind and personality. Edwards brother, Incorporated, lithoprinters and publishers; 1939.
111. Forgy EW. Cluster analysis of multivariate data: efficiency versus interpretability of classifications. *Biometrics.* 1965;21:768-9.
112. Kanungo T, Mount DM, Netanyahu NS, Piatko CD, Silverman R, Wu AY. An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence.* 2002(7):881-92.

113. De Luca CJ, Adam A, Wotiz R, Gilmore LD, Nawab SH. Decomposition of surface EMG signals. *J Neurophysiol.* 2006;96(3):1646-57.
114. Gerstein GL, Clark WA. Simultaneous Studies of Firing Patterns in several Neurons. *Science.* 1964 Mar 20;143(3612):1325-7.
115. Simon W. The real-time sorting of neuro-electric action potentials in multiple unit studies. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.* 1965;18(2):192-5.
116. Keehn DG. An iterative spike separation technique. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.* 1966(1):19-28.
117. Glaser E, Marks W. On-line separation of interleaved neuronal pulse sequences. *Data Acquisition and Processing in Biology and Medicine: Proceedings of the 1966 Rochester Conference;* Elsevier; 1968.
118. Andreassen S. Computerized analysis of motor unit firing. *Computer-Aided Electromyography, Prog clin Neurophysiol.* 1983;10:150-63.
119. McGill KC, Cummins KL, Dorfman LJ. Automatic decomposition of the clinical electromyogram. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.* 1985(7):470-7.
120. Broman H. Knowledge-based signal processing in the decomposition of myoelectric signals. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine.* 1988;7(2):24-8.
121. Zennaro D, Wellig P, Moschytz G, Laubli T, Krueger H. A decomposition software package for the decomposition of long-term multi-channel electromyographic signals. . 2001.
122. Masuda T, Miyano H, Sadoyama T. A surface electrode array for detecting action potential trains of single motor units. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.* 1985;60(5):435-43.
123. Kleine BU, Blok JH, Oostenveld R, Praamstra P, Stegeman DF. Magnetic stimulation-induced modulations of motor unit firings extracted from multi-channel surface EMG. *Muscle & Nerve: Official Journal of the American Association of Electrodiagnostic Medicine.* 2000;23(7):1005-15.
124. Holobar A, Zazula D. Correlation-based decomposition of surface electromyograms at low contraction forces. *Medical and Biological Engineering and Computing.* 2004;42(4):487-95.
125. Garcia GA, Okuno R, Azakawa K. A decomposition algorithm for surface electrode-array electromyogram. *IEEE engineering in medicine and biology magazine.* 2005;24(4):63-72.
126. Dahiya RS, Metta G, Valle M, Sandini G. Tactile sensing—from humans to humanoids. *IEEE transactions on robotics.* 2010;26(1):1-20.
127. Kon S, Oldham K, Horowitz R. Piezoresistive and piezoelectric MEMS strain sensors for vibration detection. *Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems 2007; International Society for Optics and Photonics;* 2007.
128. Wege A, Kondak K, Hommel G. Force control strategy for a hand exoskeleton based on sliding mode position control. *Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on;* IEEE; 2006.

129. Pons JL. Emerging actuator technologies: a micromechatronic approach. John Wiley & Sons; 2005.
130. Mosley MJ, Mavroidis C. Experimental nonlinear dynamics of a shape memory alloy wire bundle actuator. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*. 2001;123(1):103-12.
131. Teh YH, Featherstone R. Experiments on the performance of a 2-DOF pantograph robot actuated by shape memory alloy wires. *Proc. Australasian Conf. Robotics & Automation, Canberra, Australia, Dec; ; 2004*.
132. Coral Cuellar W, Rossi C, Colorado Montañó J, Barrientos Cruz A. SMA-based muscle-like actuation in biologically inspired robots: a state of the art review. *Intech*; 2012.
133. Pfeiffer C, DeLaurentis K, Mavroidis C. Shape memory alloy actuated robot prostheses: initial experiments. *Robotics and Automation, 1999. Proceedings. 1999 IEEE International Conference on; IEEE; 1999*.
134. Gómez A, Restrepo CA. Cables musculares. *Revista EIA*. 2005(4):103-11.
135. McNANEY JM, Imbeni V, Jung Y, Papadopoulos P, Ritchie R. An experimental study of the superelastic effect in a shape-memory Nitinol alloy under biaxial loading. *Mech Mater*. 2003;35(10):969-86.
136. Mavroidis C, Pfeiffer C, Mosley M. Conventional actuators, shape memory alloys, and electrorheological fluids. . 1999.
137. Featherstone R, Teh YH. Improving the speed of shape memory alloy actuators by faster electrical heating. *Proceedings of the Ninth International Symposium on Experimental Robotics; ; 2004*.
138. Pittaccio S, Viscuso S. An EMG-controlled SMA device for the rehabilitation of the ankle joint in post-acute stroke. *Journal of materials engineering and performance*. 2011;20(4-5):666-70.
139. Madill DR, Wang D. Modeling and L/sub 2/-stability of a shape memory alloy position control system. *IEEE Trans Control Syst Technol*. 1998;6(4):473-81.
140. Troisfontaine N, Bidaud P, Dario P. Control experiments on two SMA based micro-actuators. In: *Experimental Robotics V*. Springer; 1998. p. 490-9.
141. Grant D, Hayward V. Variable structure control of shape memory alloy actuators. *IEEE Control Systems*. 1997;17(3):80-8.
142. Teh YH, Featherstone R. A new control system for fast motion control of SMA actuator wires. *The 1st International Symposium on Shape Memory and Related Technologies; ; 2004*.
143. Leedham J, Dowling J. Force-length, torque-angle and EMG-joint angle relationships of the human in vivo biceps brachii. *Eur J Appl Physiol Occup Physiol*. 1995;70(5):421-6.
144. Koo TK, Mak AF, Hung L. In vivo determination of subject-specific musculotendon parameters: applications to the prime elbow flexors in normal and hemiparetic subjects. *Clin Biomech*. 2002;17(5):390-9.

145. Hansen EA, Lee H, Barrett K, Herzog W. The shape of the force–elbow angle relationship for maximal voluntary contractions and sub-maximal electrically induced contractions in human elbow flexors. *J Biomech.* 2003;36(11):1713-8.
146. Doheny EP, Lowery MM, FitzPatrick DP, O'Malley MJ. Effect of elbow joint angle on force–EMG relationships in human elbow flexor and extensor muscles. *Journal of Electromyography and Kinesiology.* 2008;18(5):760-70.
147. Vredenburg J, Rau G. Surface electromyography in relation to force, muscle length and endurance. . 1973.
148. Heckathorne CW, Childress DS. Relationships of the surface electromyogram to the force, length, velocity, and contraction rate of the cineplastic human biceps. *Am J Phys Med.* 1981 Feb;60(1):1-19.
149. Solomonow M, Guzzi A, Baratta R, Shoji H, D'Ambrosia R. EMG-force model of the elbows antagonistic muscle pair. The effect of joint position, gravity and recruitment. *Am J Phys Med.* 1986 Oct;65(5):223-44.
150. Chowdhury RH, Reaz MB, Ali, Mohd Alauddin Bin Mohd, Bakar AA, Chellappan K, Chang TG. Surface electromyography signal processing and classification techniques. *Sensors.* 2013;13(9):12431-66.
151. Horinek F, Jagelka M, Daricek M, Sladek L, Hanic M, Satka A. Design of Electromyography classification system using Artificial Neural Network. *Radioelektronika (RADIOELEKTRONIKA), 2014 24th International Conference; IEEE; 2014.*







## **CAPÍTULO 7**

---

### **ANEXOS**

7.1 - Consentimiento informado para la captura de señales procedentes de sujetos

7.2 - Protocolo para mediciones electromiográficas de la base de datos

7.3 - Información de los sujetos que conforman la base de datos



## 7. ANEXOS

### 7.1. Consentimiento informado para la captura de señales procedentes de sujetos

Consentimiento informado  
Protocolo No: MES-CCM-001  
Tecnológico de Monterrey Campus Ciudad de México

Fecha: 19 de junio de 2015



**Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey  
Campus Ciudad de México**

**Escuela Nacional de Posgrado, Investigación y Vinculación  
Escuela de Diseño, Ingeniería y Arquitectura  
Escuela de Ciencias para la Vida**

**CARTA DE CONSENTIMIENTO INFORMADO PARA PARTICIPAR EN EL PROTOCOLO DE MEDICIONES "MES-CCM-001", TITULADO "PROTOCOLO DE MEDICIONES ELECTROMIOGRÁFICAS SUPERFICIALES, DE MIEMBROS SUPERIORES DE SUJETOS HUMANOS, PARA EL DESARROLLO DE UNA BASE DE DATOS ENFOCADA A LA CREACIÓN DE MODELOS DE BRAZOS ROBÓTICOS"**

**JUNIO DE 2015**

Investigador principal:

Dr. Martín Rogelio Bustamante Bello

(Correo electrónico: rbustama@itesm.mx, Teléfono: 54832202, Número Celular: 55 30 75 14 47)

Investigadores asociados:

Ing. Diego Garibay Pulido (diego.garibay.dgp@gmail.com)

Ing. Aaron Suberbiola Zuñiga (aaronsuberbiola@gmail.com)

Ing. Leslie Carina Orozco Landa (lesscari@gmail.com)

Consentimiento informado  
Protocolo No: MES-CCM-001  
Tecnológico de Monterrey Campus Ciudad de México

Fecha: 19 de junio de 2015

A través del presente documento se me invita a participar en el protocolo titulado: **Protocolo de mediciones electromiográficas superficiales, de miembros superiores de sujetos humanos, para el desarrollo de una base de datos enfocada a la creación de modelos de brazos robóticos.**

Antes de que usted acepte participar en este estudio, se le presenta este documento de nombre "Consentimiento Informado", que tiene como objetivo comunicarle de los posibles riesgos y beneficios para que usted pueda tomar una decisión informada. El Consentimiento Informado le proporcionará información sobre el estudio al que se le está invitando a participar; por ello, es de suma importancia que lo lea cuidadosamente antes de tomar alguna decisión y si usted lo desea, puede comentarlo con quien desee (un familiar de confianza, un amigo, etc.). Si usted tiene preguntas puede hacerlas directamente al personal del estudio quienes le ayudarán a resolver cualquier inquietud.

Una vez que tenga conocimiento sobre las mediciones que se llevarán a cabo, se le pedirá que firme este documento para poder participar en este protocolo. Su decisión es voluntaria, lo que significa que usted es totalmente libre de ingresar a o no en protocolo. Así mismo, podrá retirarse del protocolo en cualquier momento y sin tener que explicar las razones de su decisión.

De acuerdo con los Principios de la Declaración de Helsinki y del Numeral I del Artículo 100 del Título Quinto de la Ley General de Salud de los Estados Unidos Mexicanos, la investigación en seres humanos "deberá adaptarse a los principios científicos y éticos que justifican la investigación médica, especialmente en lo que se refiere a su posible contribución a la solución de problemas de salud y al desarrollo de nuevos campos de la ciencia médica".

Debido a que esta investigación se considera de riesgo mínimo de acuerdo al artículo 17 del Reglamento de la Ley General de Salud en Materia de Investigación para la Salud, y en cumplimiento con los aspectos mencionados en el Artículo 21 del mismo Reglamento, declaro que:

**I. Sobre la justificación y objetivos de la investigación:** Se me ha informado que el presente estudio es realizado por un grupo interdisciplinario de profesores e investigadores del Tecnológico de Monterrey que están desarrollando una investigación sobre la actividad electromiográfica en jóvenes sanos. He entendido que el estudio tiene por objetivo generar información acerca de la actividad electromecánica de los miembros superiores con la finalidad de crear una base de datos para el diseño y la creación de modelos computacionales de brazos robóticos así como para apoyar los procesos de diagnóstico y tratamiento de enfermedades neuromusculares.

**II. Sobre la selección de los participantes:** Se me ha informado que esta investigación se centra en la medición de la actividad tanto mecánica como eléctrica de los miembros superiores de jóvenes sanos.

Con la finalidad de contar con personas sanas dentro del rango de edad establecido, me será requerido contestar una serie de preguntas que evidenciarán si cumplo con los criterios de inclusión para poder participar en este proyecto. También se me ha informado que es mi responsabilidad responder con la verdad las preguntas que se me hagan durante todo el proceso de la investigación para evitar cualquier situación especificada en el punto IV, de lo contrario será mi responsabilidad cualquier efecto no deseado relacionado con la participación en el presente estudio.

Consentimiento informado

Protocolo No: MES-CCM-001

Tecnológico de Monterrey Campus Ciudad de México

Fecha: 19 de junio de 2015

Se me ha informado que los requisitos para ingresar a este protocolo son los siguientes:

- 1) Aceptar participar en el estudio y firmar el consentimiento informado
- 2) Tener entre 18 y 30 años de edad
- 3) No haber padecido algún tipo de enfermedad neuromuscular
- 4) No haber sufrido lesiones musculares de los miembros superiores en el último año
- 5) Que pueda asistir a todas las sesiones requeridas por el proyecto

Se me ha informado que podré ser excluido del estudio después de la firma del presente documento debido a las siguientes causas:

- 1) Embarazo o lactancia al momento de invitación al estudio
- 2) Tener antecedentes de enfermedades neuromusculares
- 3) Sufrir una o más enfermedades crónicas
- 4) Que practique alguna técnica deportiva de alto rendimiento
- 5) Encontrarme en proceso de suspensión de uso del algún tipo de sustancia estimulante como el café, el té ó el tabaco.
- 6) Haber sufrido algún tipo de lesión que haya involucrado los miembros superiores en el año previo a la inclusión al protocolo
- 7) Consumir constantemente algún tipo de sustancia que altere el estado mental del sujeto ó que altere en funcionamiento normal del corazón (p.e. antidepresivos, antipsicóticos ó antihipertensivos, etc.)

Se me ha informado que una vez iniciado el protocolo, podré ser retirado del mismo por las siguientes causas:

- 1) Aparición de neuropatologías ocultas y desconocidas por mí.
- 3) Por no cumplir con las instrucciones que se le dieron para la aplicación del protocolo.
- 4) Que se presente algún evento adverso conforme se describe en el punto IV.
- 5) Haber vivido una experiencia traumática (emocional o física) durante el transcurso de la prueba.

Se estima una participación de 30 personas en el protocolo de medición.

**III. Sobre los procedimientos que van a usarse y su propósito, incluyendo la identificación de los procedimientos experimentales así como de la confidencialidad de los datos proporcionados y los resultados obtenidos en el estudio:** Se me ha informado que los datos correspondientes a mi identidad serán de carácter confidencial y serán ocupados de forma exclusiva como datos de contacto para este estudio.

Para la publicación de resultados, solo serán utilizados los datos que hayan sido obtenidos en la encuesta general y en las pruebas del protocolo; estos datos serán utilizados con fines de académicos y de investigación y en ningún momento estarán asociados a la identidad de alguno de los participantes.

Finalmente, se me describieron los procedimientos a los que me veré sometido en el protocolo y que son los mismos que se describen a continuación:

**Sesión 1:** en esta sesión, se procederá a explicarme el contenido completo y detallado del consentimiento informado (el presente documento), se me deberán de resolver todas las dudas relacionadas con los procedimientos que se me realizarán, los posibles efectos secundarios que se me pudieran presentar así como los beneficios que podría obtener de mi participación en el presente estudio.

Consentimiento informado  
Protocolo No: MES-CCM-001  
Tecnológico de Monterrey Campus Ciudad de México

Fecha: 19 de junio de 2015

**Sesión 2:** en esta sesión, se procederá a realizar las pruebas relacionadas con el estudio. Antes de que se me realice cualquier tipo de prueba o maniobra, firmaré el consentimiento informado en presencia de al menos un testigo personal, y posterior a esta acción, se me realizará un cuestionario sobre mi estado de salud general.

En caso de que mi estado de salud no sea el adecuado para el estudio, seré informado que no podré participar en el estudio así como la causa de la baja para que pueda proceder a atender mi estado de salud.

Para iniciar, se me situarán los electrodos adhesivos por los investigadores que van a realizar la prueba, y se colocarán los cables que van a transmitir las señales al equipo de proceso. Dichos sensores medirán los siguientes parámetros: señal electromiográfica del biceps brachial, señal electromiográfica del triceps brachial (cabeza larga), señal electromiográfica del triceps brachial (cabeza media), señal electromiográfica del brachioradialis, señal goniométrica del ángulo de la articulación del codo, señal de aclerometría de dos acelerómetros situados en el brazo y en el antebrazo. Estos sensores estarán cableados al equipo de procesamiento. Una vez situado, uno de los investigadores se encargará de verificar la correcta operación del mismo. A continuación, se me solicitará que realice una serie de movimientos, los cuales consistirán en tres repeticiones de un movimiento isométrico de activación de biceps brachial y brachioradialis, tres repeticiones de un movimiento isométrico de activación de triceps brachial, tres repeticiones de movimiento de flexión y extensión del brazo en cuatro situaciones: velocidad lenta sin carga, velocidad rápida sin carga, velocidad lenta con carga y velocidad rápida con carga. Entre los movimientos se dejará al sujeto descansar para que la fatiga no afecte a los resultados.

Durante todo el proceso habrá supervisión por parte de investigadores del proyecto, los que podrán pedir que repita algún movimiento en caso de ser necesario. En el excepcional caso de que se me llegase a presentar algún tipo de malestar severo durante el experimento, lo reportaré de manera inmediata al investigador presente el cual detendrá la adquisición de señales, registrará el evento adverso y procederá conforme al protocolo de respuesta a emergencias. Cualquier otro tipo de malestar, se deberá de reportar al terminar el experimento al investigador, el cual tomará nota del mismo y lo incorporará al reporte individual de la sesión.

Entiendo que, por razones de confidencialidad de los resultados del estudio, no se me entregará ningún tipo de resultado obtenido durante las sesiones del estudio. En caso de presentar algún efecto descrito en el punto IV de este documento, seré atendido por el personal médico del proyecto para determinar si puedo continuar en el estudio.

Con el propósito de registrar gráficamente el estudio, durante el mismo podría ser fotografiado o videograbado durante las sesiones, por lo que autorizo a que estas últimas dos acciones puedan ser realizadas durante las sesiones en la que participe entendiendo que las evidencias gráficas solo serán usadas para el análisis cualitativo de los resultados y de ninguna manera serán difundidos; Estos datos, serán tratados de conformidad con lo estipulado en el aviso de confidencialidad.

**IV. Sobre las molestias o riesgos esperados, cómo y quién los resolverá:** Se me ha informado que los riesgos son mínimos en la aplicación del protocolo de medición. Durante el protocolo, es posible que se puedan presentar los siguientes efectos adversos:

- **Efectos severos:** son todos aquellos que impliquen la supervisión de un médico para su resolución (lesiones musculares severas).
- **Efectos no severos:** Son todos aquellos que impliquen una molestia a mi persona pero de carácter pasajero y que no requieren de la supervisión de un médico (fatiga, dolor muscular, etc.).



Consentimiento informado  
Protocolo No: MES-CCM-001  
Tecnológico de Monterrey Campus Ciudad de México

Fecha: 19 de junio de 2015

Se me ha informado que las mediciones a realizar no deben de tener ninguna consecuencia en mi persona y que solo las pruebas mecánicas que realice pudieran generarme algún tipo de complicación muscular. En caso de sentir alguna molestia durante la aplicación del protocolo, deberé de notificarlo con el investigador para evitar que pueda sufrir alguna lesión durante el mismo.

**V. Sobre los beneficios derivados de la participación en esta investigación:** Se me ha informado que el principal beneficio que obtendré al participar en esta investigación, es el de conocer el funcionamiento eléctrico y mecánico de mis brazo dominante; además, con mi valiosa participación, se determinarán las condiciones para crear una base de datos que ayude a crear modelos de brazos robóticos más cercanos a la realidad. Además, en caso de hallar cualquier anomalía en mis pruebas, las cuales se me realizaran sin ningún costo para mí, se me informara para que pueda acudir con mi médico de preferencia y atenderme. Se me proporcionará la información de las pruebas que se me realicen en el presente estudio para atender mi estado de salud de manera adecuada, si fuera necesario.

**VI. La garantía de recibir respuesta a cualquier pregunta y aclaración:** Se me ha informado que cualquier duda o comentario que tenga sobre el estudio, en cualquier momento, puedo aclararla con cualquier miembro del equipo, quienes responderán de manera inmediata.

**VII. Sobre la Privacidad y Anonimato:** Mi confidencialidad será respetada a lo largo del estudio y es garantizada por todos los investigadores pertenecientes al equipo. No se compartirá la identidad de aquellos que participen en la investigación en ningún momento ni mis registros podrán ser vinculados a mi identidad una vez que la investigación esté en curso. La información que obtengamos por este proyecto será identificada por un número de control (diferente a la matrícula), y se mantendrá confidencial durante todo el proceso. La información obtenida durante la investigación, se mantendrá fuera de alcance de personas ajenas al estudio. El análisis y presentación de resultados se llevará a cabo de manera grupal y no se harán menciones especiales a ningún nombre en específico.

Fui informado que los datos obtenidos en este estudio serán publicados en diversas fuentes científicas y doy mi consentimiento para que, bajo las condiciones descritas en todo este documento, sean publicadas por el equipo de investigación.

**VIII. Sobre el compromiso de proporcionar información actualizada al participante, obtenida durante el estudio, aunque ésta pudiera afectar la voluntad del mismo para continuar participando:**

He entendido que puedo ser retirado en cualquier momento del estudio si no cumpla con los criterios descritos en los puntos III y IV. Además, se me ha informado que puedo retirarme en cualquier momento del estudio sin ninguna responsabilidad de mi parte o afectación a mi persona. Se me ha informado que la participación en este proyecto es una decisión voluntaria, en donde yo decido participar de manera libre. Si decido no participar en cualquier momento del proceso, no habrá ninguna consecuencia negativa ni seré coaccionado para seguir participando.

**IX. Sobre los gastos adicionales derivados de la presente investigación:**

Se me ha informado que la participación en el presente estudio es completamente gratuita. En ningún momento se me cobrará por algún estudio que se realice durante mi participación en esta investigación. Se me ha asegurado que cualquier gasto adicional que tuviera que realizarse durante mi participación en el estudio será cubierto por el equipo de investigación.

Consentimiento informado  
Protocolo No: MES-CCM-001  
Tecnológico de Monterrey Campus Ciudad de México

Fecha: 19 de junio de 2015

**Marcar con una X si se cumplió con lo que se menciona.**

He sido informado acerca del estudio y tuve mi primer diálogo con el personal de investigación acerca de dicha información el (fecha) \_\_\_\_\_ a la hora (si es necesario) \_\_\_\_\_ (la hora es necesaria solamente si la información y el consentimiento fueron entregados el mismo día).

He leído y entendido la información en este documento de consentimiento informado.

He tenido la oportunidad de hacer preguntas y todas mis preguntas fueron contestadas a mi satisfacción.

Consiento voluntariamente participar en este estudio. No renuncio a ninguno de mis derechos legales al firmar este documento de consentimiento.

**Entiendo que recibiré una copia firmada y fechada de este documento, que tiene 6 páginas.**

Con fecha \_\_\_\_\_ y habiendo comprendido lo anterior y una vez que se me aclararon todas las dudas que surgieron con respecto a mi participación en el proyecto, yo \_\_\_\_\_

acepto participar en el estudio titulado: **Protocolo de mediciones electromiográficas superficiales, de miembros superiores de sujetos humanos, para el desarrollo de una base de datos enfocada a la creación de modelos de brazos robóticos.**

Doy fe que se me entregó copia firmada del presente documento, así como la entrega del original al investigador responsable para ser incluida en mi expediente.

\_\_\_\_\_  
Nombre y firma del paciente o responsable legal

\_\_\_\_\_  
Dirección

\_\_\_\_\_  
Nombre y firma del testigo 1

\_\_\_\_\_  
Dirección

\_\_\_\_\_  
Relación que guarda con el paciente

\_\_\_\_\_  
Nombre y firma del Investigador Responsable o Principal

\_\_\_\_\_  
Nombre y firma de quien aplica el consentimiento informado

## **7.2. Protocolo para mediciones electromiográficas de la base de datos**

### **Protocolo para mediciones electromiográficas superficiales**

#### **1) Lectura y firma del Consentimiento informado**

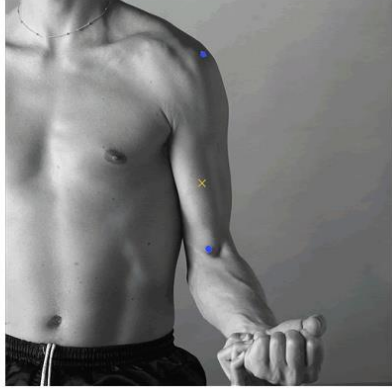
#### **2) Encuesta general de características físicas**

- Edad
- Brazo dominante
- Genero
- Altura
- Peso
- IMC
- Nº de veces que hace actividad física a la semana
- Tipo de ejercicio que realiza
- Intensidad del ejercicio que realiza
- Duración de la actividad
- Enfermedades (Patología de movimiento)
- Medidas antropométricas del brazo

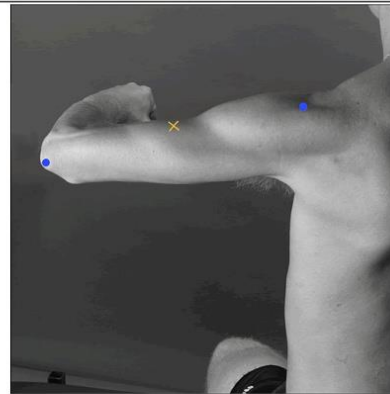
### 3) Medición de parámetros y colocación de sensores

#### EMG

Seguimos las directrices del proyecto SENIAM

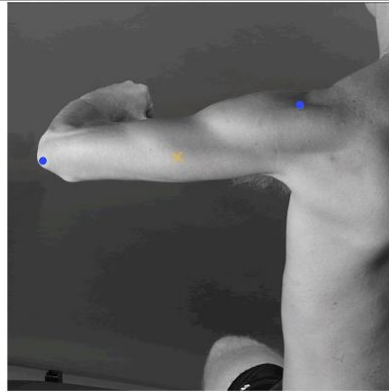
<p>BICEPS BRACHI</p>																																					
<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2" style="background-color: #e0e0e0;">Muscle</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Name</td> <td>Biceps brachii</td> </tr> <tr> <td>Subdivision</td> <td>Short head and long head</td> </tr> <tr> <th colspan="2" style="background-color: #e0e0e0;">Muscle Anatomy</th> </tr> <tr> <td>Origin</td> <td>Short head: apex of coracoid process of scapula. Long head: Supraglenoid tubercle of scapula.</td> </tr> <tr> <td>Insertion</td> <td>Tuberosity of radius and aponeurosis of biceps brachii (lacertus fibrosus).</td> </tr> <tr> <td>Function</td> <td></td> </tr> <tr> <th colspan="2" style="background-color: #e0e0e0;">Recommended sensor placement procedure</th> </tr> <tr> <td>Starting posture</td> <td>Sitting on a chair with the elbow flexed at a right angle and the dorsal side of the forearm in a horizontal downwards position.</td> </tr> <tr> <td>Electrode size</td> <td>Maximum size in the direction of the muscle fibres: 10 mm.</td> </tr> <tr> <td>Electrode distance</td> <td>20 mm</td> </tr> <tr> <td>Electrode placement</td> <td></td> </tr> <tr> <td>- location</td> <td>Electrodes need to be placed on the line between the medial acromion and the fossa cubiti at 1/3 from the fossa cubiti.</td> </tr> <tr> <td>- orientation</td> <td>In the direction of the line between the acromion and the fossa cubiti.</td> </tr> <tr> <td>- fixation on the skin</td> <td>(Double sided) tape / rings or elastic band.</td> </tr> <tr> <td>- reference electrode</td> <td>On / around the wrist.</td> </tr> <tr> <td>Clinical test</td> <td>Place one hand under the elbow to cushion it from table pressure and flex the elbow slightly below or at a right angle, with the forearm in supination. Press against the forearm in the direction of extension.</td> </tr> <tr> <td>Remarks</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>		Muscle		Name	Biceps brachii	Subdivision	Short head and long head	Muscle Anatomy		Origin	Short head: apex of coracoid process of scapula. Long head: Supraglenoid tubercle of scapula.	Insertion	Tuberosity of radius and aponeurosis of biceps brachii (lacertus fibrosus).	Function		Recommended sensor placement procedure		Starting posture	Sitting on a chair with the elbow flexed at a right angle and the dorsal side of the forearm in a horizontal downwards position.	Electrode size	Maximum size in the direction of the muscle fibres: 10 mm.	Electrode distance	20 mm	Electrode placement		- location	Electrodes need to be placed on the line between the medial acromion and the fossa cubiti at 1/3 from the fossa cubiti.	- orientation	In the direction of the line between the acromion and the fossa cubiti.	- fixation on the skin	(Double sided) tape / rings or elastic band.	- reference electrode	On / around the wrist.	Clinical test	Place one hand under the elbow to cushion it from table pressure and flex the elbow slightly below or at a right angle, with the forearm in supination. Press against the forearm in the direction of extension.	Remarks	
Muscle																																					
Name	Biceps brachii																																				
Subdivision	Short head and long head																																				
Muscle Anatomy																																					
Origin	Short head: apex of coracoid process of scapula. Long head: Supraglenoid tubercle of scapula.																																				
Insertion	Tuberosity of radius and aponeurosis of biceps brachii (lacertus fibrosus).																																				
Function																																					
Recommended sensor placement procedure																																					
Starting posture	Sitting on a chair with the elbow flexed at a right angle and the dorsal side of the forearm in a horizontal downwards position.																																				
Electrode size	Maximum size in the direction of the muscle fibres: 10 mm.																																				
Electrode distance	20 mm																																				
Electrode placement																																					
- location	Electrodes need to be placed on the line between the medial acromion and the fossa cubiti at 1/3 from the fossa cubiti.																																				
- orientation	In the direction of the line between the acromion and the fossa cubiti.																																				
- fixation on the skin	(Double sided) tape / rings or elastic band.																																				
- reference electrode	On / around the wrist.																																				
Clinical test	Place one hand under the elbow to cushion it from table pressure and flex the elbow slightly below or at a right angle, with the forearm in supination. Press against the forearm in the direction of extension.																																				
Remarks																																					

## TRICEPS BRACHI – LATERAL HEAD

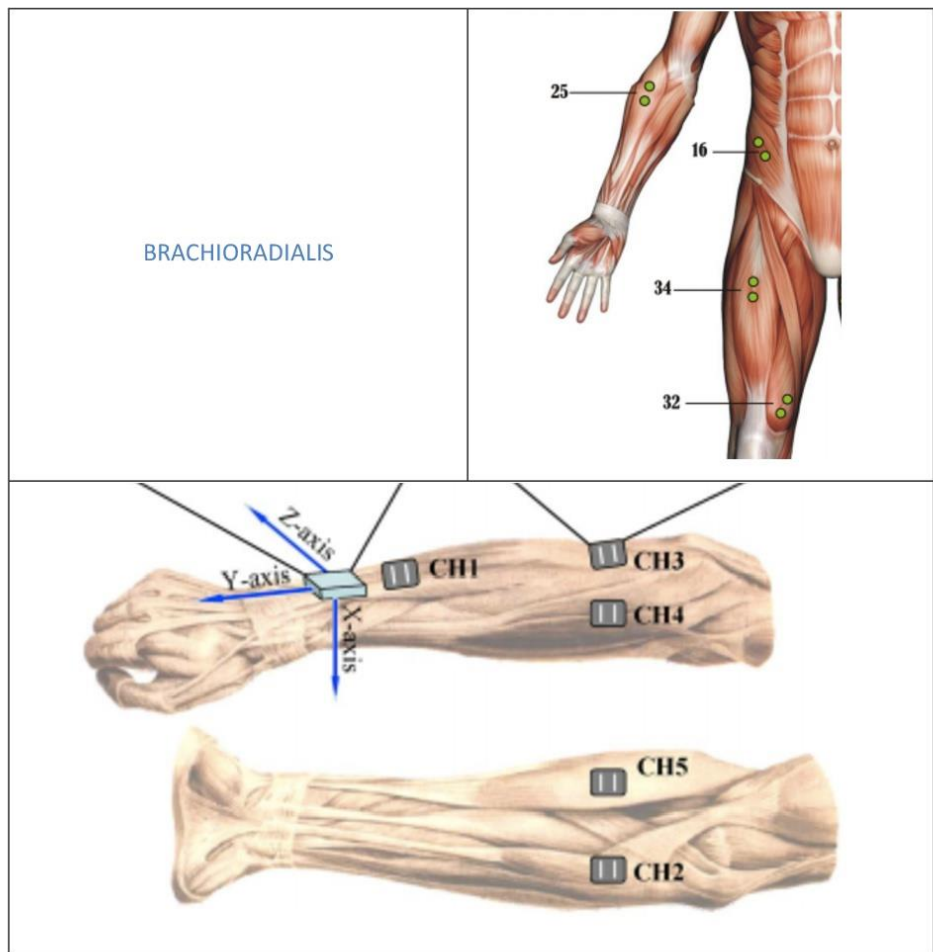


Muscle	
Name	Triceps brachii
Subdivision	Lateral head
Muscle Anatomy	
Origin	Lateral and posterior surfaces of proximal 1/2 of body of humerus and lateral intramuscular septum.
Insertion	Posterior surface of olecranon process of ulna and antebrachial fascia.
Function	Extension of the elbow joint.
Recommended sensor placement procedure	
Starting posture	Sitting with the shoulder at approximately 90 degrees abduction with the arm 90 degrees flexed and the palm of the hand pointing downwards.
Electrode size	Maximum size in the direction of the muscle fibres: 10 mm.
Electrode distance	20 mm
Electrode placement	
- location	Electrodes need to be placed at 50 % on the line between the posterior crista of the acromion and the olecranon at 2 finger widths lateral to the line.
- orientation	In the direction of the line between the posterior crista of the acromion and the olecranon process.
- fixation on the skin	(Double sided) tape / rings or elastic band.
- reference electrode	On / around the wrist.
Clinical test	Extend the elbow while applying pressure to the forearm in the direction of flexion.
Remarks	The SENIAM guidelines include a separate sensor placement procedure recommendation for the long head of triceps brachii.

## TRICEPS BRACHI – LONG HEAD

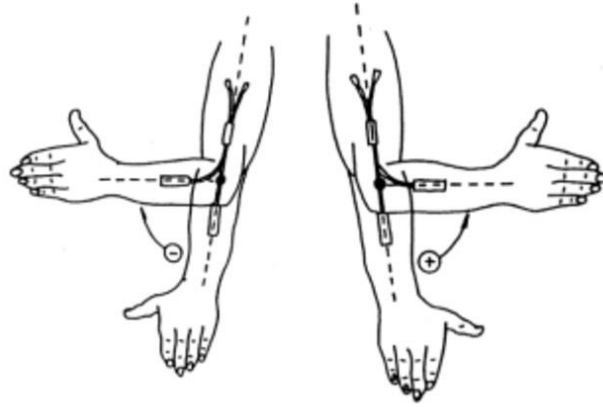


Muscle	
Name	Triceps brachii
Subdivision	Long head
Muscle Anatomy	
Origin	Infraglenoid tubercle of scapula.
Insertion	Posterior surface of olecranon process of ulna and antebrachial fascia.
Function	Extension of the elbow joint. The long head also adducts and may assist in extension of the shoulder joint.
Recommended sensor placement procedure	
Starting posture	Sitting with the shoulder at approximately 90 degrees abduction with the arm 90 degrees flexed and the palm of the hand pointing downwards.
Electrode size	Maximum size in the direction of the muscle fibres: 10 mm.
Electrode distance	20 mm
Electrode placement	
- location	Electrodes need to be placed at 50 % on the line between the posterior crista of the acromion and the olecranon at 2 finger widths medial to the line.
- orientation	In the direction of the line between the posterior crista of the acromion and the olecranon.
- fixation on the skin	(Double sided) tape / rings or elastic band.
- reference electrode	On / around the wrist.
Clinical test	Extend the elbow while applying pressure to the forearm in the direction of flexion.
Remarks	The SENIAM guidelines include also a separate sensor placement recommendation for the lateral head of triceps brachii.



**GONIÓMETRO**

Seguimos las directrices del fabricante





### 5) Realización de pruebas para obtener los valores eléctricos del brazo y sus músculos

ACTIVIDAD	TIEMPO
Colocación de sensores	5 minutos
Prueba de sensores y calentamiento (10 movimiento de flexión y extensión)	5 minutos
Movimiento isométrico hacia arriba: 5s de aceleración y 10s de mantener la fuerza máxima.	15 segundos
Descanso	3 minutos
Movimiento isométrico hacia abajo: 5s de aceleración y 10s de mantener la fuerza máxima.	15 segundos
Descanso	3 minutos
Movimiento isométrico hacia arriba: 5s de aceleración y 10s de mantener la fuerza máxima.	15 segundos
Descanso	3 minutos
Movimiento isométrico hacia abajo: 5s de aceleración y 10s de mantener la fuerza máxima.	15 segundos
Descanso	3 minutos
Movimiento isométrico hacia arriba: 5s de aceleración y 10s de mantener la fuerza máxima.	15 segundos
Descanso	3 minutos
Movimiento isométrico hacia abajo: 5s de aceleración y 10s de mantener la fuerza máxima.	15 segundos
Descanso	3 minutos
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 1mov/seg en vacío	15 segundos
Descanso	1 minuto
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 2mov/seg en vacío	15 segundos
Descanso	1 minuto
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 1mov/seg con carga	15 segundos
Descanso	1 minuto
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 2mov/seg con carga	15 segundos
Descanso	3 minutos

Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 1mov/seg en vacío	15 segundos
Descanso	1 minuto
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 2mov/seg en vacío	15 segundos
Descanso	1 minuto
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 1mov/seg con carga	15 segundos
Descanso	1 minuto
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 2mov/seg con carga	15 segundos
Descanso	3 minutos
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 1mov/seg en vacío	15 segundos
Descanso	1 minuto
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 2mov/seg en vacío	15 segundos
Descanso	1 minuto
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 1mov/seg con carga	15 segundos
Descanso	1 minuto
Movimiento repetitivo: 10 flexión-extensión a una frecuencia de 2mov/seg con carga	15 segundos
Retirar todo el material	2 minutos
<b>TOTAL</b>	<b>49' 30"</b>

### 7.3. Información de los sujetos que conforman la base de datos

Código	Fecha	Hora	Nombre	Edad	Brazo dominante	Genero	Altura	Peso	IMC
SUJ01	24/6/15	11:30	Sergio	24	Derecho	Hombre	180	118	36,41
SUJ02	24/6/15	13:30	Diego	24	Derecho	Hombre	178	75	23,67
SUJ03	24/6/15	16:00	Diana	29	Derecho	Mujer	166	62	22,49
SUJ04	24/6/15	17:00	Sergio Alejandro	21	Derecho	Hombre	180	80	24,69
SUJ05	24/6/15	17:55	Artemio	22	Derecho	Hombre	171	88	30,09
SUJ06	24/6/15	18:45	Fernando	21	Derecho	Hombre	172	80	27,04
SUJ07	25/6/15	12:10	Alix	22	Derecho	Mujer	163	60	22,58
SUJ08	25/6/15	15:15	Roberto	27	Derecho	Hombre	175	83	27,10
SUJ09	26/6/15	9:15	Santos	22	Derecho	Hombre	178	72	22,72
SUJ10	26/6/15	12:10	Yumma	20	Derecho	Mujer	157	51	20,69
SUJ11	26/6/15	13:05	Diana	22	Derecho	Mujer	164	98	36,43
SUJ12	26/6/15	13:50	Raul	23	Derecho	Hombre	166	72	26,12
SUJ13	29/6/15	12:50	Mariana	22	Derecho	Mujer	157	51	20,69
SUJ14	29/6/15	14:50	Javier	23	Derecho	Hombre	179	91	28,40
SUJ15	29/6/15	15:50	Luis Alfonso	19	Derecho	Hombre	169	67,5	23,63
SUJ16	29/6/15	16:30	Ana Laura	19	Derecho	Mujer	163	53	19,94
SUJ17	30/6/15	12:20	Oleksandra	23	Derecho	Mujer	165	60	22,03
SUJ18	30/6/15	13:15	Antonio	23	Derecho	Hombre	167	57	20,43
SUJ19	30/6/15	14:00	Maria Jose	18	Derecho	Mujer	163	56	21,07
SUJ20	30/6/15	14:55	Aleksandra	22	Derecho	Mujer	160	65	25,39
SUJ21	30/6/15	16:30	Mikhail	22	Derecho	Hombre	185	69	20,16
SUJ22	1/7/15	11:20	Victor	20	Derecho	Hombre	164	80	29,74
SUJ23	1/7/15	12:15	Armando	21	Derecho	Hombre	178	76	23,98
SUJ24	1/7/15	13:50	Victoria	23	Derecho	Mujer	170	78	26,98
SUJ25	2/7/15	10:00	Sergio	21	Derecho	Hombre	182	75	22,64
SUJ26	2/7/15	11:10	Daniela	22	Derecho	Mujer	162	70	26,67
SUJ27	2/7/15	12:00	Mateo	21	Derecho	Hombre	182	78	23,54
SUJ28	2/7/15	12:40	Luis	21	Derecho	Hombre	173	58	19,37
SUJ29	2/7/15	14:00	Raziel	22	Derecho	Hombre	163	61	22,95
SUJ30	2/7/15	15:15	Dariel	19	Derecho	Hombre	180	56	17,28
SUJ31	2/7/15	16:25	Leslie	25	Derecho	Mujer	160	74	28,90
SUJ32	2/7/15	17:35	Montse	19	Derecho	Mujer	158	49	19,62
SUJ33	3/7/15	9:35	Adan	27	Derecho	Hombre	190	105	29,08
SUJ34	3/7/15	12:17	Elmer	20	Derecho	Hombre	176	74	23,88
SUJ35	3/7/15	13:10	Javier	23	Derecho	Hombre	180	100	30,86
SUJ36	3/7/15	14:00	Guadalupe	23	Derecho	Mujer	163	70	26,34
SUJ37	8/7/15	11:25	Wendolyne	22	Derecho	Mujer	170	68	23,52
SUJ38	8/7/15	12:00	Alejandra	21	Izquierdo	Mujer	165	80	29,38
SUJ39	8/7/15	13:00	Lupita	21	Derecho	Mujer	169	70	24,50
SUJ40	9/7/15	10:50	Aaron	29	Derecho	Hombre	181	82	25,02

Código	Días	Tipo ejercicio	Tiempo (h)	Enfermedades	Cont. brazo (cm)	Cont. antebrazo (cm)	Long brazo (cm)	Long antebrazo (cm)
SUJ01	5	Acondicionamiento físico	2	No	34	29	32	30
SUJ02	0	Ninguno	0	No	28	26	33	28
SUJ03	4	Acondicionamiento físico	1	No	28	24	29	23
SUJ04	5	Baloncesto	2	Sincope cardiovascular	33	29	32	30
SUJ05	4	Acondicionamiento físico	2	Lupus	34	27	32	27
SUJ06	0	Ninguno	0	No	35	29	34	27
SUJ07	3	Gimnasio/Acondicionamiento	2	No	26	23	28	25
SUJ08	0	Ninguno	0	No	31	28	32	26
SUJ09	2	Cardio	1	No	29	27	32	28
SUJ10	3	Capoeira y yoga	2	No	25	22	28	25
SUJ11	2	Volleyball	4	No	39	30	28	24
SUJ12	2	Running	1	No	30	26	30	26
SUJ13	2	Acondicionamiento físico	0,67	No	24	20	29	23
SUJ14	5	Gimnasio/Voleibol	3	No	33	30	33	28
SUJ15	3	Gimnasio/Running	2	No	30	26	30	26
SUJ16	5	Gimnasio	1,5	No	24	20,5	27,5	23
SUJ17	5	Natación/Yoga	1,5	No	30	24	30	26
SUJ18	0	Ninguno	0	No	28	28	27	26
SUJ19	0	Ninguno	0	No	24	20	29	24
SUJ20	4	Tenis/Body Combat	1,5	No	30	26	30	25
SUJ21	4	Gimnasio	1	No	29	25	34	30
SUJ22	5	Acondicionamiento físico	1,5	No	32	27	31	25
SUJ23	0	Ninguno	0	No	29	25	32	27
SUJ24	0	Ninguno	0	No	30	23	29	28
SUJ25	5	Gimnasio/Crossfit	1	No	30,5	27,5	33	27
SUJ26	2	Futbol	2	No	32	24	32	23
SUJ27	1	Correr	1	No	28	25	36	28
SUJ28	2	Futbol y correr	2,5	No	23	23	34	28
SUJ29	4	Gimnasio	2,25	No	31	24	31	26
SUJ30	0	Nada	0	No	22	22	32	28
SUJ31	0	Nada	0	No	32	25	28	25
SUJ32	0	Nada	0	No	24	22	30	24
SUJ33	3	Tenis / Bolos	1	No	32	31	36	32
SUJ34	0	Nada	0	No	29	26	34	26
SUJ35	0	Nada	0	Rotura codo (15 años)	33	28	33	28
SUJ36	0	Nada	0	No	30	24	31	25
SUJ37	3	Nadar, hockey y básquet	1,5	No	28	24	34	26
SUJ38	0	Nada	0	No	34	27	30	26
SUJ39	5	Correr	1	No	26	23	32	25
SUJ40	3	Correr/Bicicleta	1	No	28	25	33	26