

CARACTERIZACIÓN DE LA DINÁMICA DE LOS MOVIMIENTOS BÁSICOS DE
LA MANO A PARTIR DE LA ACTIVIDAD ELECTROMIOGRÁFICA DEL
ANTEBRAZO

CAMILO LEONARDO SANDOVAL RODRÍGUEZ

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
GRUPO DE INVESTIGACIÓN: CEMOS
BUCARAMANGA

2013

CARACTERIZACIÓN DE LA DINÁMICA DE LOS MOVIMIENTOS BÁSICOS DE
LA MANO A PARTIR DE LA ACTIVIDAD ELECTROMIOGRÁFICA DEL
ANTEBRAZO

CAMILO LEONARDO SANDOVAL RODRÍGUEZ

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN PARA OPTAR EL TÍTULO DE
MAGÍSTER EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA

DIRECTOR:

ING. RODOLFO VILLAMIZAR MEJÍA PH.D.

CODIRECTOR:

MD. ESP. CELSO PEDRAZA

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAÑICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
GRUPO DE INVESTIGACIÓN: CEMOS
BUCARAMANGA

2013

A mis padres Carmen Sofía Rodríguez y José Sandoval (Q.E.P.D)

A mi esposa Diana María Reyes por apoyarme en todo

A mi tío y hermanos y al resto de mi familia por su comprensión.

CAMILO LEONARDO SANDOVAL RODRÍGUEZ

AGRADECIMIENTOS

El autor expresa sus agradecimientos:

Al Dr. Rodolfo Villamizar Mejía por sus valiosos aportes en el desarrollo de la presente investigación.

Al Dr Daniel Sierra Bueno, por sus observaciones que contribuyeron a mejorar el trabajo realizado.

Al Dr Carlos Borrás por su interés y comentarios oportunos.

A mis jefes Milton Reyes Jiménez, Carlos Cárdenas e Indira Cassaleth por permitirme el espacio para la realización de este estudio.

A mis amigos por su apoyo.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	18
1. REVISIÓN CONCEPTUAL DEL PROBLEMA.....	19
1.1 DETERMINACIÓN DEL TIPO DE MOVIMIENTO.....	19
1.2 ESTIMACIÓN DE LA DINÁMICA DEL MOVIMIENTO.....	21
1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA.	25
1.4 OBJETIVOS.....	26
1.4.1 OBJETIVO GENERAL.	26
1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	27
1.5 METODOLOGÍA PROPUESTA.	27
1.5.1 ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN.	27
1.5.1.1 OBTENCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS DE LAS EMG.....	28
1.5.1.2 MÉTODO DE DISCRIMINACIÓN.	28
1.5.2 OBTENCIÓN DE LAS FUNCIONES DE TRANSFERENCIA FUERZA-EMG Y VELOCIDAD- EMG.....	29
2. MARCO CONCEPTUAL	31
2.2 FISIOLOGÍA DE LA CONTRACCIÓN MUSCULAR.....	31
2.3 ACTIVIDAD ELECTROMIOGRÁFICA	32
2.4 CARACTERÍSTICAS EXTRAÍDAS DE LAS EMG.	34
2.4.1 COEFICIENTES CEPSTRALES.....	34
2.4.2 TRANSFORMADA WAVELET.....	36
2.5 RAZONAMIENTO BASADO EN CASOS.....	38
2.6 IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS.....	39
3: DESARROLLO METODOLÓGICO.....	42
3.1 IDENTIFICACIÓN DE LOS FACTORES QUE INCIDEN EN LA TOMA DE DATOS.	42
3.1.1 PERTURBACIONES INTERNAS (FATIGA MUSCULAR Y ESTRÉS MENTAL).	43

3.1.2 PERTURBACIONES EXTERNAS	45
3.2 DISPOSITIVOS PARA MEDICIÓN DE FUERZA Y VELOCIDAD ASOCIADA A CADA TIPO DE MOVIMIENTO.....	47
3.2.1 MEDICIÓN DE LA FUERZA EJERCIDA POR EL INDIVIDUO AL REALIZAR LOS MOVIMIENTOS ESTUDIADOS.....	48
3.2.2 MEDICIÓN DE LOS DATOS CORRESPONDIENTES A LA VARIABLE VELOCIDAD EN CADA UNO DE LOS MOVIMIENTOS ESTUDIADOS.....	50
3.3 PROTOCOLO PARA LA TOMA DE DATOS Y DEFINICIÓN DE LA POBLACIÓN DE ESTUDIO.....	52
3.3.1 DETERMINACIÓN DE LOS INDIVIDUOS OBJETO DE ESTUDIO.....	52
3.3.2 DETERMINACIÓN DE LA POBLACIÓN DE ESTUDIO.....	53
3.3.3 DETERMINACIÓN DEL PROTOCOLO PARA LAS PRUEBAS.....	54
3.4 CLASIFICACIÓN DE LOS MOVIMIENTOS.....	57
3.4.1 CARACTERÍSTICAS DE LA DESCOMPOSICIÓN WAVELET.....	58
3.4.2 CARACTERÍSTICAS CEPSTRUM.....	59
3.4.3 CLASIFICACIÓN.....	61
3.5 OBTENCIÓN DE LOS MODELOS VELOCIDAD -EMG Y FUERZA- EMG.....	63
4. RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS.....	69
4.1 RESULTADOS DEL ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN.....	69
4.2 FUNCIONES DE TRANSFERENCIA SISTEMA VELOCIDAD -EMG Y FUERZA- EMG	81
5. APORTES.....	100
5.1 DISCUSIÓN.....	100
5.1.1 CLASIFICACIÓN DEL TIPO DE MOVIMIENTO.....	100
5.1.2 ESTIMACIÓN DE VARIABLES-IDENTIFICACIÓN DE LOS SISTEMAS EMG-VELOCIDAD Y FUERZA- EMG.....	102
CONCLUSIONES	105
RECOMENDACIONES.....	107
BIBLIOGRAFÍA.....	109
ANEXOS.....	117

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Comparación de métodos encontrados en el estado del arte.....	21
Figura 2. Esquema de la definición del problema.	26
Figura 3. Esquema de Razonamiento Basado en Casos utilizado en la presente tesis.	28
Figura 4. Mecanismo de Inferencia utilizado en esta investigación.	29
Figura 5. Metodología para la identificación de Sistemas realizada.	30
Figura 6. Esquema de bloques para un movimiento controlado.	32
Figura 7. Señal electromiográfica del movimiento de pronación.....	33
Figura 8. Espectro de Fourier de la señal EMG para el movimiento de flexión.	34
Figura 9. Descripción de la obtención de Coeficientes cepstrales. Fuente: Autor basado en [14]	35
Figura 10. Proceso para la obtención de la envolvente del espectro usando Cepstrum.	36
Figura 11. Esquema de Descomposición Wavelet, hasta el tercer nivel. Fuente: [23].....	37
Figura 12. Ciclo para un caso de estudio. Fuente [24].....	38
Figura 13 Forma y tamaño de los electrodos Fuente: Tomada de www.seniam.org/recommendations	46
Figura 14. Distancia entre Electrodo.	47
Figura 15, Montaje para la medición de fuerza. Fuente [13].	48
Figura 16. Proceso empleado para la medición de fuerza en cada uno de los movimientos de la mano.	50
Figura 17, Posición de los LED para cada movimiento. a) Flexo-Extensión, b) Desviación Radial y Ulnar, c) Prono-Suposición.....	51
Figura 18. Algoritmo para la medición de velocidad de los movimientos básicos de la mano.	51
Figura 19, Posición de los electrodos. a) Canal 1, b) Canal 2	55

Figura 20. Esquema del proceso de obtención de los patrones usando Wavelet. .59	59
Figura 21. Espectro de Fourier usando 1024 puntos para el espectro.60	60
Figura 22. Envolvente del espectro usando 64 coeficientes del Cepstrum.....60	60
Figura 23. Espectro de la EMG usando 1024 puntos para el espectro.....61	61
Figura 24. Envolvente del espectro usando 1024 coeficientes Cepstrum.....61	61
Figura 25 Señal EMG para el movimiento de pronación.....64	64
Figura 26. Tono para la señal EMG de un movimiento de pronación.64	64
Figura 27 Señal de velocidad 1(alta) obtenida para el mismo movimiento (pronación) y mismo sujeto.....65	65
Figura 28 Velocidad 2 (más lenta) para la realización del movimiento de pronación.65	65
Figura 29 Grafica para el tono realizando una velocidad menor.....66	66
Figura 30, Tono para un sujeto realizando pronación y aplicando la constante de resorte K2 (fuerza menor).....66	66
Figura 31, Señal de fuerza obtenida por el dispositivo para la medición de fuerza mostrado en la figura2267	67
Figura 32 Tono para el mismo sujeto realizando el movimiento de pronación usando K1 (mayor resistencia).67	67
Figura 33 Señal de fuerza ejercida por el sujeto usando mayor resistencia y el movimiento de pronación.....68	68
Figura 34. Comparación de los porcentajes de acierto mayores para todas las wavelets usadas.70	70
Figura 35. Comparación de los porcentajes de acierto para todas las wavelets usadas.71	71
Figura 36. Gráfica del porcentaje de aciertos de la Biortogonal 2.2 de utilizando un segmento de 16 muestras.72	72
Figura 37. Grafica del porcentaje de aciertos de la Biortogonal2.2 de utilizando un segmento de 16 muestras.74	74

Figura 38. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (16 muestras de la EMG y 16 puntos de la FFT).....	75
Figura 39. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (32 muestras de la EMG y 32 puntos de la FFT).....	76
Figura 40. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (64 muestras de la EMG y 64 puntos de la FFT).....	76
Figura 41. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (128 muestras de la EMG y 128 puntos de la FFT).....	77
Figura 42. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (256 muestras de la EMG y 256 puntos de la FFT).....	78
Figura 43. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (512 muestras de la EMG y 512 puntos de la FFT).....	80
Figura 44. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (1024 muestras de la EMG y 1024 puntos de la FFT).....	80
Figura 45. Comparación de la salida del modelo con la señal de velocidad medida, para el sujeto 4 en el movimiento de pronación.....	85
Figura 46. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de primer orden y movimientos rápidos.....	86
Figura 47. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de segundo orden y movimientos rápidos.....	87
Figura 48. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de tercer orden y movimientos rápidos.....	88

Figura 49. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de primer orden y movimientos lentos.....	89
Figura 50. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de segundo orden y movimientos lentos.	90
Figura 51. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de tercer orden y movimientos lentos.....	91
Figura 52. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de primer orden y movimientos con k_1	93
Figura 53. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de segundo orden y movimientos con k_1	94
Figura 54. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de tercer orden y movimientos con k_1	95
Figura 55. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de primer orden y movimientos con k_2	96
Figura 56. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de segundo orden y movimientos con k_2	97
Figura 57. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de tercer orden y movimientos con k_2	98

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Ejemplo para la determinación de la clase.....	62
Tabla 2. Resumen de porcentajes de clasificación más altos para las familias evaluadas	69
Tabla 3. Resumen de wavelets Biortogonales 2.2 en distintos niveles de descomposición usando 512 muestras de la EMG.	72
Tabla 4. Resumen de wavelets Biortogonales 2.2 en distintos niveles de descomposición usando 16 muestras de la EMG.	73
Tabla 5. Cepstrum con 16 muestras de la EMG y 16 puntos de la FFT.	74
Tabla 6. Cepstrum con 32 muestras de la EMG y 32 puntos de la FFT	75
Tabla 7. Cepstrum con 64 muestras de la EMG y 64 puntos de la FFT	76
Tabla 8. Cepstrum con 128 muestras de la EMG y 128 puntos de la FFT	77
Tabla 9. Cepstrum con 256 muestras de la EMG y 256 puntos de la FFT	78
Tabla 10. Cepstrum con 512 muestras de la EMG y 512 puntos de la FFT	79
Tabla 11. Cepstrum con 1024 muestras de la EMG y 1024 puntos de la FFT	80
Tabla 12. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG- tomando los datos para movimientos rápidos.	84
Tabla 13. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG, tomando los datos para movimientos rápidos.....	84
Tabla 14. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad -EMG, tomando los datos para movimientos rápidos y orden 1.....	85
Tabla 15. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG, tomando los datos para movimientos rápidos y orden 2.....	86
Tabla 16. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG, tomando los datos para movimientos rápidos y orden 3.....	87
Tabla 17. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-Velocidad, tomando los datos para movimientos lentos y orden 1.	88

Tabla 18. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG, tomando los datos para movimientos lentos y orden 2.....	89
Tabla 19. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-Velocidad, tomando los datos para movimientos lentos y orden	90
Tabla 20. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza-EMG, tomando los datos para movimientos con la constante k1 (mayor fuerza).	92
Tabla 21. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-fuerza, tomando los datos para movimientos con la constante k2 (menor fuerza).	92
Tabla 22. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-fuerza, tomando los datos para movimientos con k1 y orden 1.	93
Tabla 23. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-fuerza, tomando los datos para movimientos con k1 y orden 2.	94
Tabla 24. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza-EMG, tomando los datos para movimientos con k1 y orden 3.	95
Tabla 25. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza-EMG, tomando los datos para movimientos con k2 y orden 1.	96
Tabla 26. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza-EMG, tomando los datos para movimientos con k2 y orden 2.	97
Tabla 27. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza-EMG, tomando los datos para movimientos con k2 y orden 3.	98

LISTA DE ANEXOS

Anexo A. Identificación De Sistemas.	117
Anexo B. El presente anexo consta de la de la caracterización de las constantes	126
Anexo C. Validación del Sistema de Medición de Velocidad	128
Anexo D. Aspectos Ergonómicos.....	130
Anexo E. Tabla 2. Resumen de datos para las coiflets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 16 muestras de la EMG.....	133
Anexo F. Movimiento 1 Velocidad 1	177

RESUMEN

Título: CARACTERIZACIÓN DE LA DINÁMICA DE LOS MOVIMIENTOS BÁSICOS DE LA MANO A PARTIR DE LA ACTIVIDAD ELECTROMIOGRÁFICA DEL ANTEBRAZO*.

Autor: Camilo Leonardo Sandoval Rodríguez **.

Palabras clave: Electromiografía, Prótesis Mioeléctricas, Transformada Wavelet, Coeficientes Cepstrales, Razonamiento Basado en casos, Identificación de Sistemas, Reconocimiento de patrones.

Descripción: En este trabajo se presenta una metodología para caracterizar el comportamiento dinámico de los movimientos básicos de la mano (dirigidos por la articulación de la muñeca y mecanismo de prono-supinación) que se producen por la actividad muscular en el antebrazo. En este sentido, se realizaron mediciones de las variables de velocidad y fuerza aplicadas durante el movimiento y de la actividad electromiográfica (obtenida a nivel del tercio proximal del antebrazo). La caracterización consiste en obtener modelos lineales, del comportamiento dinámico de la velocidad y fuerza aplicadas, a partir de la actividad electromiográfica del antebrazo, para cada movimiento estudiado, representados por funciones de transferencia. Igualmente, se obtuvo un clasificador de los seis movimientos presentes en actividades cotidianas de la mano (flexión, extensión, pronación, supinación, desviación ulnar y desviación radial). Para obtener las características de la señal electromiográfica (valores rms , pico y promedio) con las que se clasifican los movimientos estudiados, se utilizaron dos transformaciones (wavelet y cepstrum), mientras que la determinación del movimiento se realizó a partir del razonamiento basado en casos. La metodología fue validada en sujetos sanos y fuera de línea, sin embargo los resultados obtenidos constituyen un aporte a implementaciones futuras en las que se requiera determinar, además del tipo de movimiento deseado por el sujeto, la fuerza y velocidad que quiere aplicar en dicho movimiento.

*Trabajo de Investigación

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingenierías eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones. Rodolfo Villamizar Mejía. Celso Pedraza.

ABSTRACT

Title: CHARACTERIZATION OF THE DYNAMICS IN HAND'S BASIC MOVEMENTS, FROM FOREARM EMG ACTIVITY*.

Author: Camilo Leonardo Sandoval Rodríguez **.

Keywords: Electromyography, Myoelectric Protheses, Wavelet Transform, Cepstral coefficients, Case Based Reasoning, System Identification, Pattern Recognition.

Description: This work presents a methodology to characterize the dynamic behavior of the basic movements of the hand (led by the wrist joint and pronosupination mechanism) produced by muscle activity in the forearm. For this, speed and force applied during movement and electromyographic activity (from the forearm proximal third) were measured. The characterization involves obtaining linear models of the dynamic behavior of the speed and force applied from the electromyographic activity of the forearm, for each movement considered, represented by transfer functions. Similarly, we obtained a classifier of the six movements present in hand's daily activities (flexion, extension, pronation, supination, ulnar deviation and radial deviation). For the characteristics of the electromyographic signal (average, rms and peak values) that classified the movements studied, were used two transformations (wavelet and cepstrum) while determining the motion was made from case-based reasoning. The methodology was validated in healthy subjects and offline, however the results are a contribution to future implementations where are required to determine, besides the type of movement desired by the patient, the strength and speed that want to apply in the movement.

* Research Work.

** Faculty Physicist Mechanical Engineering. School of Electrical Engineering, Electronics and Telecommunications. Rodolfo Villamizar Mejia. Celso Pedraza.

INTRODUCCIÓN

Una contribución útil para el desarrollo de prótesis con desempeño dinámico similar al del miembro reemplazado, es disponer de modelos que representen la dinámica de sus movimientos. Por ejemplo, para el caso de una prótesis de mano, una gran contribución para recrear movimientos naturales, es tener un modelo capaz de determinar el movimiento solicitado desde el cerebro a través de la actividad electromiográfica del antebrazo, además de estimar variables involucradas en el movimiento, tales como velocidad y fuerza. Motivados en este problema de investigación, un primer paso fue llevado a cabo en este trabajo al obtener modelos dinámicos que relacionan las variables fuerza y velocidad aplicadas en cada uno de los movimientos básicos de la mano, con respecto a la actividad EMG en el antebrazo, usando técnicas de identificación de sistemas [1]. El enfoque de la investigación fue el desarrollo de un algoritmo para la determinación del tipo de movimiento, y el uso de modelos para la estimación de la fuerza y velocidad deseada en dicho movimiento, a partir de la señal electromiográfica sensada en el antebrazo de sujetos sanos.

En el primer capítulo se desarrolla una revisión conceptual del problema tratado y la definición del mismo. En el segundo capítulo se plantean los componentes teóricos relacionados con la metodología propuesta. En el capítulo 3 se presentan los resultados de la clasificación de los movimientos, así como las funciones de transferencia que relacionan la fuerza y velocidad de cada movimiento con respecto a la actividad electromiografía, obtenidas mediante la herramienta “*Ident*” de Matlab. Finalmente en el capítulo 4, se reportan las conclusiones y aportes del presente trabajo de investigación.

1. REVISIÓN CONCEPTUAL DEL PROBLEMA.

Para realizar el control de una prótesis mioeléctrica con un desempeño dinámico natural, es necesario tener en cuenta la dinámica deseada en el movimiento, asociada con variables tales como posición, fuerza ejercida, velocidad. De ahí la importancia de obtener modelos que relacionen dicha dinámica con respecto a una variable física medible asociada con el movimiento, tal como la actividad electromiográfica del antebrazo. En este sentido, a partir de la revisión bibliográfica se distinguen dos líneas de investigación: una relacionada con el establecimiento del tipo de movimiento (reconocimiento de patrones); y otra con la estimación de su dinámica (posición, velocidad y fuerza).

1.1 DETERMINACIÓN DEL TIPO DE MOVIMIENTO.

En el mundo se ha establecido la necesidad de encontrar una alternativa en el control de prótesis a partir de la extracción de características de señales electromiográficas. Uno de los principales retos es la detección del tipo de movimiento, concepto que ha mantenido el interés en el estudio de las señales electromiográficas desde décadas atrás. Por ejemplo en [2] se propuso un análisis estadístico basado en la varianza de las señales EMG tomadas a partir de los músculos Bíceps y Tríceps donde se demostró a partir del análisis estadístico, el carácter no estacionario de las señales EMG y de igual forma que las señales EMG son de banda limitada. Así mismo en [3] se utiliza además de la varianza un componente llamado valor absoluto integral (IAV) y se construye un sistema de decisión secuencial.

Es importante tener en cuenta que han existido múltiples técnicas aplicadas al reconocimiento del tipo de movimiento. Este reconocimiento es basado en la disciplina del reconocimiento de patrones, que se realiza en tres pasos

fundamentales: recolección de datos, extracción de características y clasificación usando alguna técnica de decisión. En [4], por ejemplo, se muestra una comparación muy importante entre los clasificadores basados en redes neuronales; en donde se recomiendan los algoritmos de retro propagación.

Por otra parte, en [5] se muestra otra alternativa de caracterización como son los coeficientes cepstrales y los producidos por modelos AR. Aunque este trabajo fue realizado para reconocer patrones de movimiento de hombro y cabeza a partir de señales electromiográficas generadas por los músculos trapecio y esternocleidomastoideo, los cuales son músculos diferentes a los mencionados en [2], [3] y [4], los resultados muestran a los coeficientes cepstrales como una alternativa fiable en la identificación de patrones de movimiento a partir de señales EMG.

De igual forma en [6], se plantean además de los métodos de extracción de características convencionales, otros algoritmos de clasificación de patrones como son los basados en: Medida de la distancia Euclídea, y el método de la máxima probabilidad, usados como métodos de inferencia. Nuevamente se prueba que la capacidad de reconocimiento usando coeficientes cepstrales es mayor que con coeficientes de modelos AR. Adicional a lo anterior, en [7] se propone la idea de combinar los métodos de extracción de características, (coeficientes AR, Coeficientes cepstrales, valor absoluto integral, varianza) y ofrecer la acumulación de estos parámetros como entrada a un clasificador basado en lógica difusa logrando de esta manera una mejor capacidad de separación, lo cual es aprovechable por el clasificador.

De otra manera en [8], se hace uso del método de extracción de características a partir de la transformada Wavelet. Así mismo, se presentan por [9] el uso de aproximación espectral y por [10] el uso de transformada wavelet y máquinas de soporte vectorial. Este trabajo, analiza 6 movimientos básicos de la mano, a partir

de señales electromiográficas tomadas en el tercio proximal del antebrazo, el objetivo es identificar la intención de movimiento y predecir dicho tipo de movimiento (pronación-supinación, flexión extensión, abducción y aducción.) Se obtuvieron resultados apropiados en el reconocimiento de patrones (porcentaje de aciertos alrededor del 90%).

Es importante destacar que además de los trabajos mencionados anteriormente existen otros. Los resultados de dichos trabajos se podrían resumir en la figura 1.

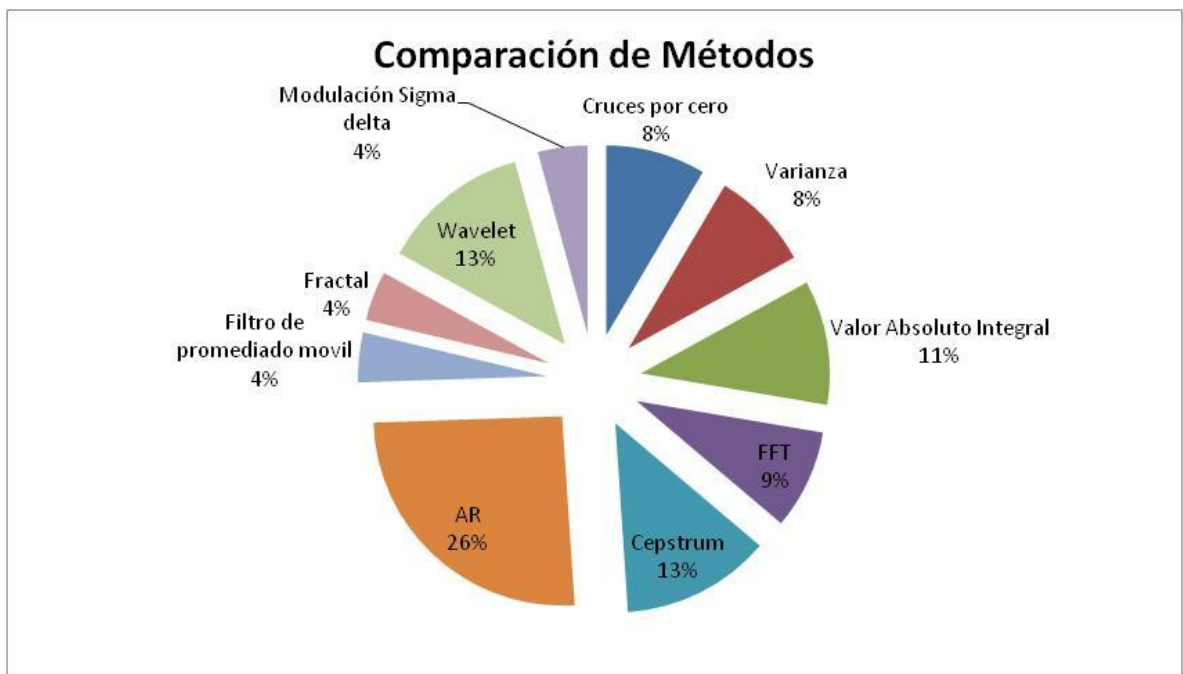


Figura 1. Comparación de métodos encontrados en el estado del arte.

1.2 ESTIMACIÓN DE LA DINÁMICA DEL MOVIMIENTO.

De acuerdo con la literatura revisada, en [11] se realiza un sistema de control sensorial, en donde se presentó la preocupación por encontrar información de la “potencia”, fuerza con la que se realiza el movimiento. Para esto utilizaron FSR

(Force sensing resistor), para lograr sensar la fuerza. Lo propuesto en este trabajo es importante teniendo en cuenta los resultados obtenidos por los autores, ya que en dicho trabajo se presume que la variable fuerza ha sido controlada; también se propone un sistema de control donde se incluye la visión del sujeto como entrada de realimentación, logrando un acercamiento en la minimización del esfuerzo realizado por un sujeto al controlar la prótesis. Así mismo en [12], se muestra el uso de la identificación de sistemas, usando como entrada la señal EMG y como salida la señal de fuerza. El objetivo del estudio fue estimar la fuerza muscular en el movimiento de agarre (flexión de los dedos), a partir de la identificación paramétrica. En este trabajo se encontraron modelos con estructuras de Error a la salida (OE) de quinto orden, ARX de sexto orden y Caja Jenkins de orden 18.

Por otro lado en [13], se plantea, la estimación de la fuerza ejercida en la articulación del codo, a través del uso de redes neuronales artificiales y mediciones electromiográficas. En este estudio, los datos de fuerza fueron tomados del modelo muscular de HILL¹, con fines de validación. En este sentido, la fuerza no fue medida directamente sino estimada. Con dichos datos se entrenaron las redes neuronales, mostrando entre el 10% y 33% de error en la aproximación, dependiendo del tipo de contracción.

De igual forma en [14], se realiza estimación de la fuerza ejercida en el movimiento de flexión de la mano, usando señales EMG y redes neuronales artificiales. El experimento consistió en extraer una característica de la señal EMG, que fuese comparable con el perfil de fuerza medido. Para esto, se usó el RMS obtenido de la EMG, con un inventanado de 30 muestras. Los resultados mostraron un error del 5,22% al 10,82% en la aproximación.

¹ Hill, A.V.. (1938). "The heat of shortening and dynamics constants of muscles". Proc. R. Soc. Lond. B 126 (843). Modelo mecánico donde se relacionan la longitud del musculo y la velocidad de contracción con el fin de determinar la fuerza ejercida por un musculo en una contracción.

En el mismo contexto, [15] usa también el RMS de la EMG como entrada y la señal de fuerza ejercida por el musculo Biceps braquial en el movimiento de flexión del antebrazo como salida. Dicha variable fue obtenida a partir del modelo de Hill, con el fin de ajustar un modelo de redes neuronales artificiales (Back – propagation). En este sentido, los resultados muestran un error alrededor del 1 % en la aproximación. Así mismo, en [16] se experimentó con la fuerza ejercida en el movimiento de flexión y extensión de la mano. De igual forma que en [15] y [14], el método para obtener la fuerza es mediante la aplicación del modelo de Hill.

Así mismo, en [17] se propone aproximación espectral calculando la característica denominada: higher order frequency moments (HOFM,s). Esta característica se obtiene según [17], como la sumatoria del producto de cada frecuencia con cada amplitud del espectro de potencia. De la misma forma, se calcula los RMS con una ventana de 10 muestras como otra característica para predecir la fuerza. En este sentido, se establece un modelo neuronal para predecir la fuerza, con resultados que muestran una aproximación entre el 91 y 99 % usando el coeficiente de correlación γ .

Por otro lado en [18]-[22], se plantea la relación entre la EMG y la fuerza de agarre, usando diversas características. Por ejemplo en [18], se muestra la integral de la EMG, tomando ventanas de 20 muestras. Para la predicción [18] usa redes neuronales artificiales, mostrando una aproximación de 91%. De igual manera, [19] muestra un método basado en la medición de la rigidez del musculo y como característica el RMS de segmentos de la EMG correspondientes a 20 muestras. Los autores definen un error del 7,1 % en la aproximación. Así mismo, cabe destacar que en [22] la electromiografía usada no es mediante electrodos superficiales sino invasivos. Según los autores, las características de la EMG superficial y la EMG invasiva, no varían significativamente, por tal motivo la relación entre EMG y fuerza, no se altera al usar distintas EMG (superficial e invasiva).

Cabe anotar que en [23], se realiza la extracción de comandos motores² de la señal EMG, a partir de la evaluación de perfiles de velocidad en los movimientos de flexión del hombro, flexión del brazo y pronación, en una tarea de escritura. Para este estudio, los autores utilizan la integración de la EMG, con una ventana móvil de 160 muestras. La metodología se basó en obtener la relación entre la característica EMG y la tensión de los músculos involucrados en el movimiento (Deltoides, terete mayor, Cabeza larga del Biceps, Braquiradial, Triceps medial), en 4 distintos niveles de velocidad, usando HMM(modelos ocultos de Markov). En dicho trabajo no se presenta una relación entre la EMG y los perfiles de velocidad. Por otro lado en [24], se realiza la estimación de posición angular en 22 movimientos compuestos de la mano. El experimento consistió en relacionar la EMG, con perfiles de desplazamiento, usando redes neuronales artificiales. Los resultados mostraron una aproximación entre el 66% y 96%, de acuerdo al movimiento efectuado.

De acuerdo con lo mencionado anteriormente, existe un problema abierto respecto a la identificación paramétrica de funciones de transferencia en los sistemas Velocidad-EMG y Fuerza-EMG, en los movimientos básicos de la mano. No obstante, en [25] se plantea y valida un sistema de medición de la velocidad en los movimientos básicos de la mano, usando procesamiento digital de imágenes. En dicho trabajo se plantearon modelos utilizando redes neuronales artificiales, para estimar la velocidad. Los resultados fueron buenos en términos del error relativo respecto a los puntos máximos de los perfiles de velocidad, pero no se midió la aproximación en cada punto del perfil.

De igual forma, en [26] se propuso y validó el esquema para la medición de la fuerza presente al realizar los movimientos básicos de la mano y se tomaron los

² Comandos motores son entendidos como la información que el sistema nervioso central envía al cuerpo humano para realizar movimientos del sistema músculo esquelético [23].

registros para fuerza y EMG para el actual estudio. Dicho trabajo obtuvo modelos como funciones de transferencia de bajo orden para estimar la fuerza. Cabe anotar que estos dos últimos proyectos se han realizado en la Universidad Industrial de Santander y fueron propuestos como iniciativas del presente trabajo de investigación.

1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA.

La actividad científica en el campo del control de prótesis mioeléctricas ha tenido un aumento marcado. Las estrategias utilizadas se basan en el reconocimiento de patrones lo cual implica la caracterización de señales electromiográficas y un sistema de clasificación o decisión para la obtención del patrón. Las metodologías para extracción de características especiales usadas recientemente (coeficientes cepstrales y transformada wavelet) han otorgado buenos resultados. Sin embargo, la obtención de patrones como mecanismo de control de prótesis es aún incompleta ya que básicamente se ha dedicado a la predicción del tipo de movimiento y no de su dinámica (fuerza y velocidad). En este sentido, el problema abordado en el presente trabajo de investigación, se relaciona con la obtención de un método que permita clasificar el tipo de movimiento, usando reconocimiento de patrones y estimar la fuerza y velocidad a partir de la obtención de funciones de transferencia. Este concepto se resume en la figura 2.

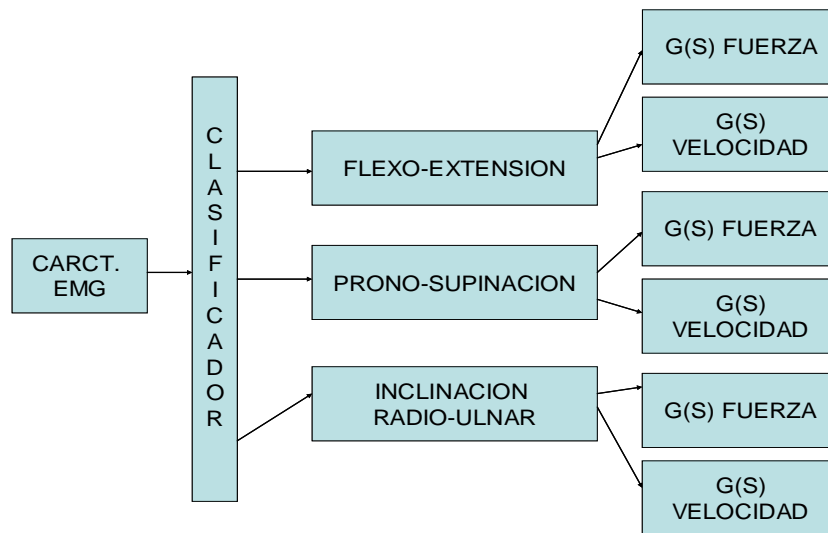


Figura 2. Esquema de la definición del problema.

1.4 OBJETIVOS.

1.4.1 Objetivo general.

Desarrollar una metodología para la clasificación de movimientos básicos de la mano y la estimación de las variables velocidad y fuerza, asociadas a cada movimiento, a partir de la medición electromiográfica de los músculos del tercio proximal del antebrazo.

1.4.2 Objetivos específicos.

- Implementar la instrumentación necesaria para las mediciones de las variables fuerza y velocidad asociadas a cada movimiento básico de la mano (Prono-supinación, flexo-extensión, desviación radial-desviación ulnar).
- Extraer descriptores a las señales electromiográficas provenientes del tercio proximal del antebrazo, aplicando coeficientes cepstrales y transformada Wavelet, determinando la más apropiada para clasificación de movimientos.
- Clasificar los movimientos básicos de la mano a partir de la medición de la actividad electromiográfica del tercio proximal del antebrazo, usando técnicas de inteligencia artificial.
- Obtener los modelos que representen los comportamientos dinámicos de las variables fuerza y velocidad asociadas a los movimientos básicos de la mano, generados por la actividad electromiográfica en el tercio proximal del antebrazo.

1.5 METODOLOGÍA PROPUESTA.

La metodología propuesta consiste en el esquema mencionado en la figura 2. Del cual se destacan dos módulos. En primera instancia el clasificador que tiene como requerimiento la extracción de características de la señal electromiográfica. Finalmente la estimación de la fuerza y la velocidad a partir de la obtención de las funciones de transferencia que relacionan la fuerza y velocidad con la señal electromiográfica.

1.5.1 Algoritmo de clasificación.

El algoritmo de clasificación realizado en este trabajo, se efectuó en dos etapas. La primera tiene que ver con la extracción de características de las señales EMG y la segunda con el método para la discriminación.

1.5.1.1 Obtención de las características de las EMG. En este caso particular se usaron dos vías Wavelets (coeficientes de aproximación) y Cepstrum (envolvente del espectro de frecuencias) [6],[27], con los cuales se calcularon el valor RMS, valor Pico valor medio. Con estos datos se construyó un vector de características (wavelet y cepstrum por separado) que sirven de insumo para el sistema de decisión.

1.5.1.2 Método de discriminación. Cabe destacar que para el clasificador se propuso un sistema fundamentado en el razonamiento basado en casos que se explica en [28] y se planteó en [29]. Dicho sistema se basa en el conocimiento a priori de una base de casos que caracterizan la clase requerida. En la figura 3. Puede verse un esquema del proceso usando razonamiento basado en casos.

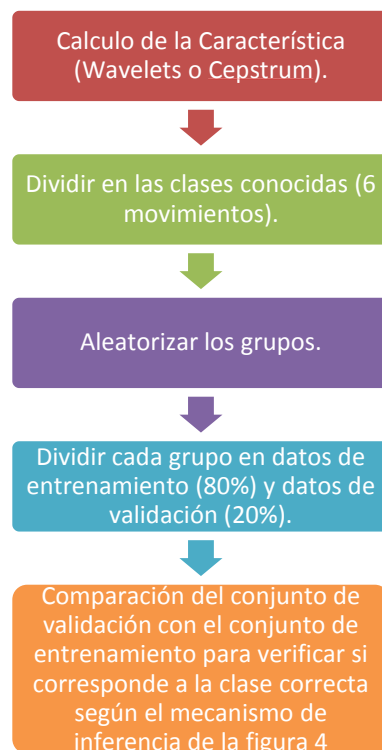


Figura 3. Esquema de Razonamiento Basado en Casos utilizado en la presente tesis.

De la figura 3 puede verse que se requiere de un mecanismo de inferencia para definir la clase a la cual pertenece el caso a validar. En la figura 4 se muestra un resumen del mecanismo de inferencia implementado.

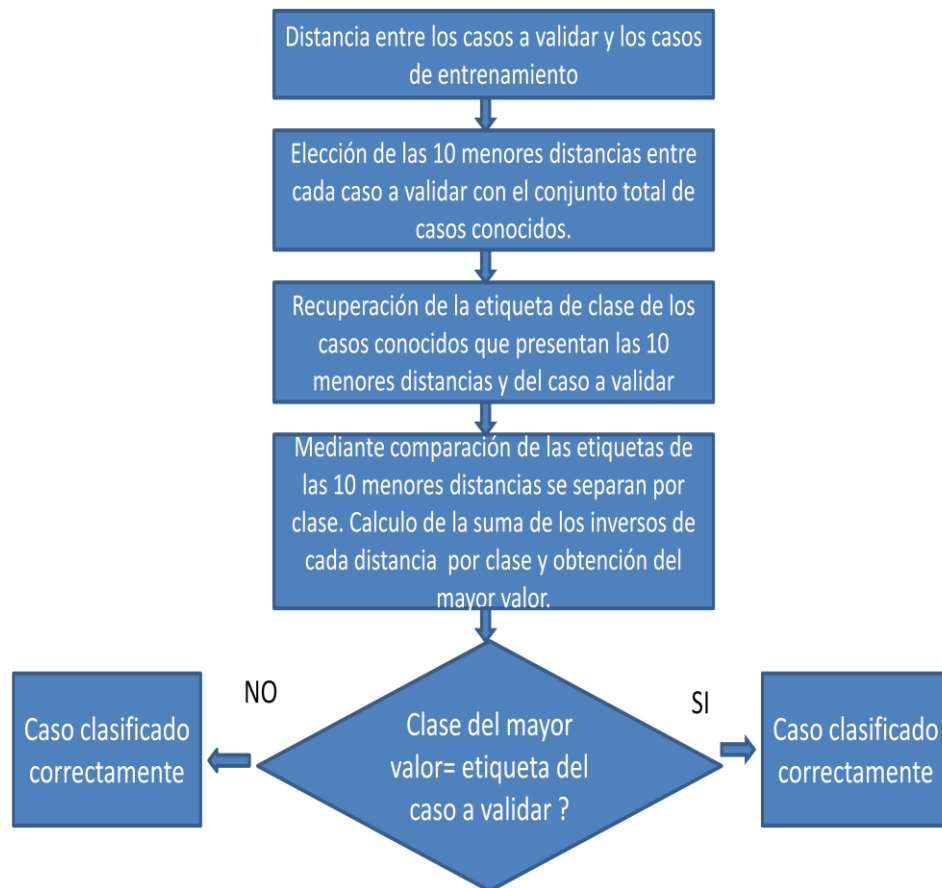


Figura 4. Mecanismo de Inferencia utilizado en esta investigación.

1.5.2 Obtención de las funciones de transferencia Fuerza-EMG y Velocidad-EMG

Para la obtención de las funciones de transferencia que permiten relacionar la fuerza y velocidad con las señales EMG, se realiza a partir del tono³ EMG y luego el cálculo del modelo. Para obtener la función de transferencia que relaciona a la

³ El tono de una señal EMG se conoce como la envolvente positiva de la señal EMG, la cual es apropiada para establecer la relación de la fuerza aplicada con la actividad electromiográfica [26].

velocidad con el tono de la EMG y la fuerza con el tono EMG, se realizó el procedimiento sugerido en [1] y que se muestra en la figura 5.

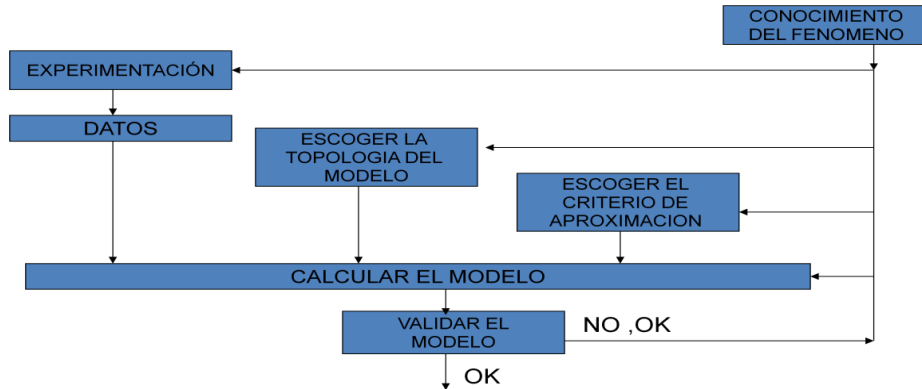


Figura 5. Metodología para la identificación de Sistemas realizada.

Aplicando la metodología propuesta, se seleccionó la técnica de modelo de proceso que posee Matlab, la cual permite calcular funciones de transferencia de bajo orden tal como se muestra en la ecuación 1.

$$G(s) = k \frac{(1+Tz*s)e^{-Td*s}}{s(1+Tp1*s)(1+Tp2*s)(1+Tp3*s)} \quad (1)$$

De esta manera se obtuvieron para un sujeto 6 funciones de transferencia para la variable fuerza (uno por cada movimiento) en cada nivel (1 y 2) y de igual manera para la velocidad. Cabe destacar, que al mismo sujeto no se le realizaron mediciones de fuerza y velocidad de manera simultánea, por razones que se explicarán el capítulo 2.

2. MARCO CONCEPTUAL

2.1 FISIOLÓGÍA DE LA CONTRACCIÓN MUSCULAR.

De acuerdo con [30], la iniciación de la contracción del músculo esquelético empieza con potenciales de acción en las fibras musculares. Estas desencadenan corrientes eléctricas que se difunden hacia el interior de la fibra, donde provocan liberación de iones de calcio. Son los iones de calcio los que inician los acontecimientos químicos del proceso contráctil.

En las funciones normales del cuerpo humano, las fibras del músculo esquelético son excitadas por fibras nerviosas. Estas se unen a las fibras del músculo esquelético aproximadamente a mitad de la fibra, por lo que el potencial de acción⁴ se difunde desde la parte media de la fibra hacia sus dos extremos.

La difusión anteriormente mencionada es importante porque permite la contracción casi simultánea de todas las fibras del músculo, de manera que todas se contraen juntas en lugar de hacerlo por separado. Dada esta difusión, aparece en cada una de las fibras musculares un potencial de acción. La superposición de estos potenciales de acción genera una actividad eléctrica en el músculo, momentos antes de la contracción (milisegundos), precisamente la representación de dicha actividad eléctrica-muscular es lo que se conoce con el nombre de señal electromiográfica (EMG) [30].

⁴ Según [30] el potencial de acción se define como la diferencia de potencial cambiante en el tiempo, que aparece en la membrana celular, debido al intercambio de iones de sodio y potasio. Dicho potencial de acción permite la excitación de las células adyacentes generando una reacción en cadena momentos antes de la contracción muscular.

2.2 ACTIVIDAD ELECTROMIOGRÁFICA

La actividad electromiográfica se mide en términos de las señales EMG asociadas con la contracción muscular o distensión de un musculo particular [31]. En este sentido, las señales electromiográficas (EMG), son representaciones de la actividad eléctrica presente en los músculos cuando un individuo realiza un movimiento. Estas señales son ampliamente utilizadas tanto para el diagnóstico de patologías musculares, como para la identificación de la intención de movimiento, lo que constituye una de las principales bases para el control de prótesis [32].

Por otro lado, los movimientos realizados, obedecen a órdenes cerebrales (*set point*) que son recibidas por los músculos quienes se excitan eléctricamente y experimentan una contracción para producir un movimiento. Si el movimiento generado no está acorde con lo deseado, en términos de la posición, fuerza, velocidad y tipo de movimiento, el cerebro emitirá nuevas órdenes para permitir el ajuste de la variable que no cumpla con lo ordenado. En la figura 6 puede verse una adaptación del diagrama de bloques propuesto por [11], basado en [30], para representar el sistema de control del movimiento de la mano.

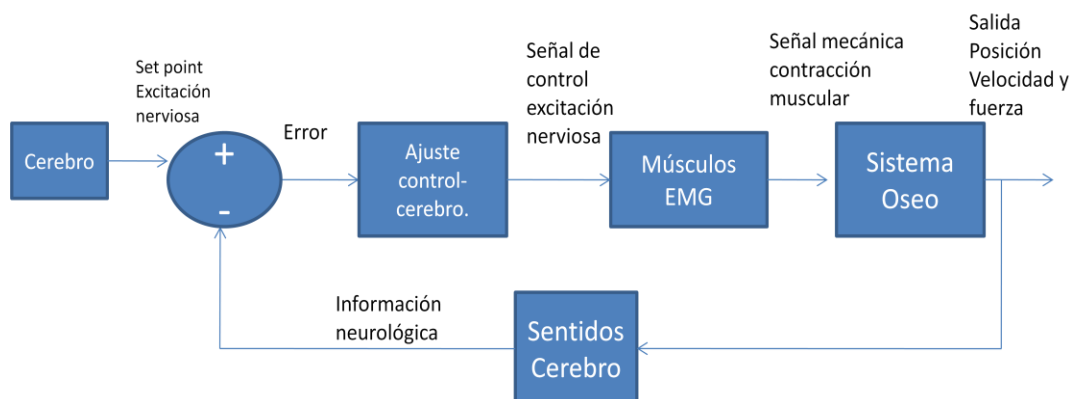


Figura 6. Esquema de bloques para un movimiento controlado.

De la figura 6, puede verse la importancia que tiene la señal EMG en el movimiento ya que esta se produce antes de la contracción muscular según [30]. Por tal motivo, es de interés el estudio de las EMG tanto para la identificación del movimiento como para la estimación de la velocidad y la fuerza.

De otra manera, es importante destacar que una de las principales particularidades de las señales EMG, es su aleatoriedad [33]. Esto es, su contenido no es determinístico como se muestra en la figura 7.

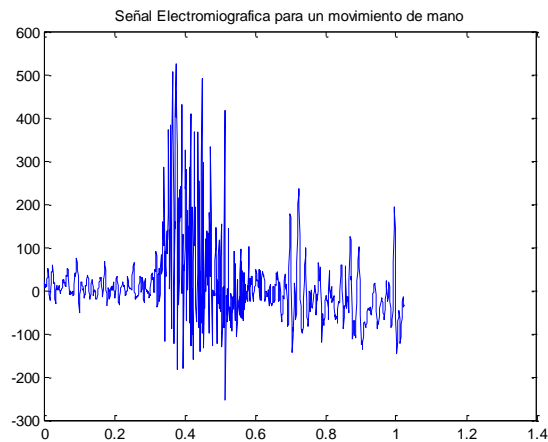


Figura 7. Señal electromiográfica del movimiento de pronación.

Así mismo, como otras particularidades se pueden mencionar que la información principal en el espectro está contenida entre 0 y 500 [Hz] y el mayor contenido de energía se encuentra en los primeros 150 [Hz] [33]. Este hecho puede verse reflejado en la figura 8.

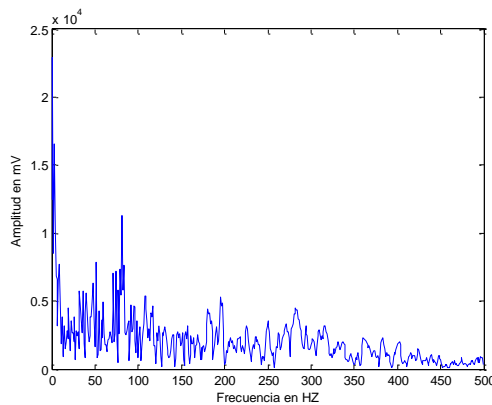


Figura 8. Espectro de Fourier de la señal EMG para el movimiento de flexión.

2.3 CARACTERÍSTICAS EXTRAÍDAS DE LAS EMG.

Como se mencionó en la sección 1.5, para la clasificación del tipo de movimiento es necesario obtener descriptores apropiados para tal fin. Para esta tesis, se propusieron dos caminos para la obtención de los descriptores. La primera es la relacionada con el cepstrum, y en segundo lugar con las wavelets.

2.3.1 Coeficientes cepstrales.

Desde la introducción en los primeros años de la década de los 70, las técnicas homomórficas de procesado de señales, han tenido una marcada importancia para el reconocimiento de patrones en señales no estacionarias como la voz. Así mismo, los registros electromiográficos también se encuentran dentro de este grupo de señales no estacionarias, lo que sugiere que una posible alternativa para reconocimiento de patrones electromiográficos sean los derivados de Cepstrum. Es importante destacar que los sistemas homomórficos son una clase de sistemas no lineales que obedecen a un principio de superposición [27].

La forma metodológica como se pueden usar los coeficientes cepstrales en electromiografía se resume en la figura 9.

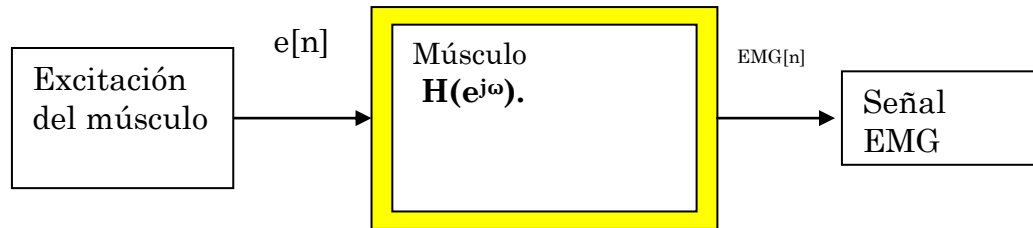


Figura 9. Descripción de la obtención del cepstrum. Fuente: Autor basado en [27]

Donde la señal electromiográfica $EMG[n]$ corresponde a la señal de excitación del músculo $e[n]$ filtrada por $H(e^{j\omega})$. En otras palabras la señal $EMG[n]$ se puede obtener como la convolución de $e[n]$ con $h[n]$ como se muestra en la ecuación 2. Donde $h[n]$ corresponde a la transformada inversa de Fourier de $H(e^{j\omega})$.

$$E[n] = e[n] * h[n] \quad (2)$$

Por otra parte en [27] se menciona que la $H(e^{j\omega})$ corresponde a la envolvente del espectro de frecuencias, con la que se obtienen diversas características de la señal de estudio. En este sentido, el objetivo del análisis cepstral descrito, se centra en la obtención de $H(e^{j\omega})$. Para dar claridad en el procedimiento de obtención de los coeficientes cepstrales que sirven para calcular la envolvente del espectro, es importante tener en cuenta el diagrama de bloques mostrado en la figura 10.

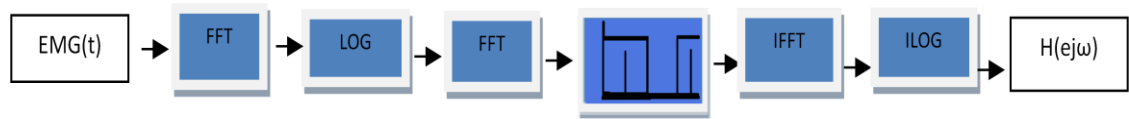


Figura 10. Proceso para la obtención de la envolvente del espectro usando Cepstrum.

El procedimiento entonces se reduce a obtener por filtrado las componentes bajas en el dominio del Cepstrum (segunda transformada de Fourier de la señal de estudio). De lo anterior, al aplicarse la transformada inversa de Fourier a los coeficientes Cepstrum elegidos, el resultado coincide con $H(e^{j\omega})$ quien a su vez corresponde a la envolvente del espectro de Fourier [34] de la señal que se está estudiando.

2.3.2 Transformada Wavelet.

La transformada Wavelet (WT) es una transformada que provee la representación de escala de tiempo-frecuencia de una señal. Es capaz de proveer información simultánea de sucesos en el tiempo y frecuencia. Una de las características importantes es la resolución de la transformación, asociada con los niveles de descomposición usados [35]

La descomposición wavelet aplicada en este trabajo, se basa en dividir la señal EMG en sus correspondientes coeficientes de aproximación y coeficientes de detalle. Los coeficientes de aproximación, representan las bajas frecuencias y los coeficientes de detalle, representan las altas frecuencias del espectro de la señal EMG. De acuerdo con el nivel de descomposición, se tendrá cada vez mayor resolución. El procedimiento se resume en la figura 11.

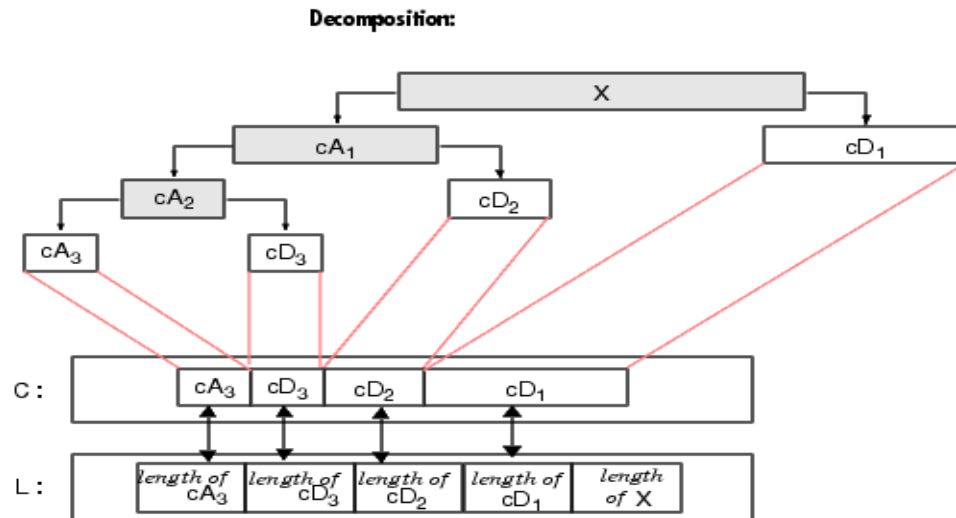


Figura 11. Esquema de Descomposición Wavelet, hasta el tercer nivel. Fuente: [36]

En la figura 11, se representa la descomposición utilizada. Aquí se puede notar que a medida que aumenta el nivel de descomposición aumenta la resolución. Así mismo, se puede ver que la descomposición siempre se hace sobre los coeficientes de aproximación. De esta forma, el vector de coeficientes (C en la figura 11) contiene los coeficientes de aproximación del tercer nivel, los de detalle del mismo nivel, y los coeficientes restantes de detalle de los niveles anteriores. En este sentido, la longitud del vector C siempre es igual a la de la señal X . No obstante, para la presente tesis solo se tomaron los coeficientes de aproximación del nivel de descomposición evaluado. Lo anterior con el fin de obtener información de las bajas frecuencias en el espectro de Fourier, ya que la mayor información de las EMG se encuentra en las frecuencias bajas [33].

Para el algoritmo propuesto para la clasificación se requiere, una vez efectuadas las transformaciones (cepstrum y wavelet), calcular los descriptores (valor RMS, Valor Pico y promedio), tanto de la envolvente del espectro, como de los coeficientes de aproximación de la descomposición wavelet. Cabe destacar que el

vector característico es normalizado mediante la división de cada elemento por la magnitud del valor máximo. De esta forma estos datos son utilizados como entradas al clasificador, que se fundamenta en el razonamiento basado en casos.

2.4 RAZONAMIENTO BASADO EN CASOS.

El razonamiento basado en casos, se utiliza a menudo en problemas donde se requiere clasificar o identificar clases, es decir, problemas donde se identifican patrones. Dicha técnica, consiste en organizar una base de casos acertados, donde el caso nuevo entra a compararse con la base de casos conocidos. Dicha comparación se hace utilizando alguna métrica como puede ser: Euclidiana, Manhattan, etc. El procedimiento puede resumirse en la figura 12.

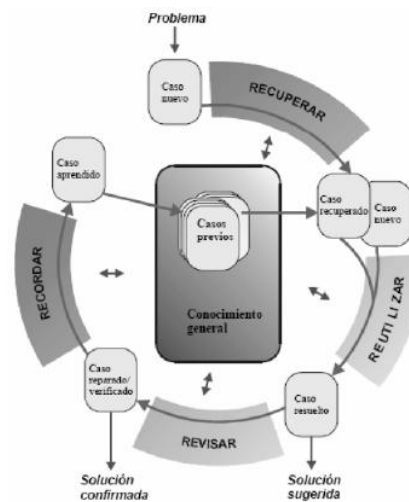


Figura 12. Ciclo para un caso de estudio. Fuente [37].

Cada caso nuevo (patrón) entra a compararse con la base de casos de entrenamiento, (típicamente el 80 % de los casos de estudio pertenecen a esta base y el 20 % restantes a los casos a validar [29]), midiendo el grado de pertenencia (alguna métrica escogida) que tenga el caso a validar, respecto de la clase a la que pertenece. Adicionalmente se decide la pertenencia o no del caso a validar mediante el uso de algún mecanismo de inferencia.

Algunas veces, se usa la distancia euclidiana entre el caso a validar y cada uno de los casos que pertenecen al grupo de entrenamiento. Seguidamente se escogen las distancias menores, en las cuales se asume que se encuentra ubicado el caso a validar. El número de elementos que conforman dicho grupo se escoge de manera exploratoria, no obstante en [29] se propone utilizar las 10 menores distancias para el mecanismo de inferencia. Para la presente investigación se implementó el mecanismo de inferencia de la figura 4.

2.5 IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS.

La identificación de sistemas se refiere al estudio de técnicas que persiguen la obtención de funciones de transferencia a partir de mediciones u observaciones del proceso de estudio. El enfoque de la identificación se puede realizar en función de la estructura del modelo, y del comportamiento físico o no del mismo. Se pueden distinguir:

- Caja negra: los parámetros del modelo no tienen una interpretación física. Un modelo basado en leyes fundamentales es muy complicado o se desconoce.
- Caja gris: algunas partes del sistema son modeladas basándose en principios fundamentales, y otras como una caja negra. Algunos de los parámetros del modelo pueden tener una interpretación física.
- Caja blanca: la estructura del modelo se obtiene a partir de leyes fundamentales. Los parámetros tienen una interpretación física.

Es importante destacar que la identificación de un sistema es un proceso iterativo en el cual se identifican modelos a partir de distintos conjuntos de datos de entrada y salida, seleccionando una estructura del modelo inicial, y comparando el comportamiento o desempeño del modelo encontrado respecto de los datos

reales. Si los datos derivados del modelo aun no satisfacen un criterio de validación (porcentaje de aproximación definido por quien realiza la identificación), se deberá cambiar la estructura y volver a evaluar el desempeño del modelo hasta que el criterio de validación este satisfecho. El Proceso puede definirse por el diagrama de flujo mostrado en la figura 5.

2.5.1 Modelo de proceso en tiempo continuo

La estructura de modelo de proceso en tiempo continuo se basa en la descripción del sistema mediante una función de transferencia, usando modelos de bajo orden. Dicha estructura describe el sistema utilizando el modelo $G(s)$ descrito por la ecuación 3.

$$G(s) = k \frac{(1+Tz*s)e^{-Td*s}}{s(1+Tp1*s)(1+Tp2*s)(1+Tp3*s)} \quad (3)$$

Aquí puede verse que el sistema puede ser hasta de tercer orden. La filosofía de utilizar modelos en tiempo continuo de bajo orden se basa en la concepción de poder tener una representación física, a futuro, de los parámetros involucrados en el modelo [1].

Por otro lado, se puede ver que los parámetros a estimar corresponden a Tz quien se relaciona con la ubicación del cero. Td (parámetro asociado al retardo del modelo) $Tp1$, $Tp2$ y $Tp3$ asociados a las ubicaciones de los polos 1, 2 y 3 respectivamente. Así mismo, de la ecuación 3 puede verse que la estructura requiere de la estimación de un factor de ganancia K para el ajuste del modelo.

Es importante destacar que se ha presentado una función G (ecuación 3) cuyas singularidades se encuentran en el eje real. No obstante, se pueden obtener modelos de bajo orden con polos complejos conjugados (segundo orden), en cuyo caso la función de transferencia descrita por la ecuación 3 cambia a la descrita por

la ecuación 4. En donde ϵ corresponde al coeficiente de amortiguamiento y T_w al inverso de la frecuencia natural de un sistema de segundo orden.

$$G(s) = k \frac{(1+Tz*s)e^{-Td*s}}{s(1+2\epsilon T_w*s+T_w*s^2)} \quad (4)$$

En las ecuaciones 3 a 4, se ha incluido un integrador para el modelo general, sin embargo dicho integrador podría evitarse si el criterio de validación es satisfecho. En resumen, la estructura de modelo de proceso continuo de bajo orden se puede obtener a partir del cálculo de la sola ganancia, e ir incrementando la complejidad del modelo al añadir el cero, un polo, luego dos polos, tres polos; con retardo o sin retardo; hasta que el criterio de validación se satisfaga con la aproximación propuesta.

Es significativo tener en cuenta que para la identificación del sistema además de seleccionar la estructura se debe aplicar un criterio de búsqueda de los parámetros, el cual se conoce como criterio de aproximación [1]. Para ampliar los conceptos relacionados con la identificación véase anexo 1.

3: DESARROLLO METODOLÓGICO

La metodología propuesta se basa en la clasificación del tipo de movimiento, y la obtención de funciones de transferencia, que representan la dinámica de los movimientos (fuerza y/o velocidad), con respecto a la actividad EMG del antebrazo. En este sentido, el desarrollo metodológico consta de cinco (5) etapas: Primero se identificaron los aspectos a tener en cuenta dentro de la toma de datos con respecto a las perturbaciones internas y externas. Posteriormente se muestran las consideraciones realizadas respecto a la instrumentación para medida de fuerza y velocidad. Seguidamente se plantea el protocolo apropiado para la toma de datos, determinación de la población de estudio y selección de los sujetos objeto del estudio. Así mismo, en una sección posterior se muestra la caracterización realizada a las señales electromiográficas con fines de clasificación del tipo de movimiento, adicionalmente se presenta la implementación del clasificador propuesto como mecanismo para la comparación entre las dos técnicas usadas para extraer descriptores basados en wavelet, y cepstrum. Al final de este capítulo, se muestra la identificación de las funciones de transferencia para los sistemas: Fuerza-EMG y Velocidad-EMG.

3.1 IDENTIFICACIÓN DE LOS FACTORES QUE INCIDEN EN LA TOMA DE DATOS.

En esta sección se señalan los factores que tienen gran influencia perturbadora, al momento de realizar pruebas de electromiografía, inferidos a partir de documentación bibliográfica de estudios recientes. Se destacan aspectos como la fatiga muscular y el estrés, así como factores externos que inciden en la toma de datos y que están relacionados a la posición y tamaño de los electrodos así como al estado de la piel del sujeto.

3.1.1 Perturbaciones Internas (fatiga muscular y estrés mental).

La fatiga muscular se define como la condición en la que el músculo ya no es capaz de mantener cierto nivel de fuerza [38]. Los trabajos repetitivos y monótonos son factores de riesgo para el establecimiento de fatiga muscular, así mismo, largo tiempo de exposición a la fatiga muscular puede generar daño en el músculo.

Por tal motivo, es importante estudiar la fatiga muscular para ver su influencia en la toma de señales EMG. Según [39], se puede estudiar la fatiga muscular basándose en los cambios que presenta el espectro de frecuencias de las señales EMG. En efecto, en presencia de fatiga muscular, las componentes de baja frecuencia presentan un aumento, así mismo una disminución en las componentes de alta frecuencia.

También se puede verificar una disminución de la relación H: L (proporción entre el valor RMS de las componentes de alta y de baja frecuencia). La disminución de la frecuencia media sirve como indicador de fatiga muscular. La que puede estar asociada a la disminución en la velocidad de conducción nerviosa [39].

Según [40], el espectro de frecuencias varía también al cambiar la longitud del músculo. Cuando la longitud de las fibras musculares aumenta, la velocidad de conducción disminuye. De esta forma, es importante que las longitudes del músculo sean lo más uniforme posible (contracción isométrica). En contracciones dinámicas, se recomienda que el músculo retorne a su longitud original, esto podría reducir el efecto de la fatiga.

Por otra parte, se puede destacar que para reconocer la fatiga muscular según [41] a partir de señales EMG, se debe verificar en un principio la tendencia creciente en la amplitud de la señal. Luego como mecanismo de compensación de fatiga, los músculos intentan mantener la misma fuerza reclutando unidades

motoras adicionales (neuronas motoras y fibras musculares). En efecto, cuando esto no se logra, la fuerza tiende a disminuir notándose la reducción en la amplitud de la señal. En presencia de contracciones fatigantes (mayor fuerza y altas repeticiones), se presenta una reducción en la velocidad de conducción, esto se refleja en una compresión y corrimiento del espectro de las señales EMG hacia las bajas frecuencias.

Cuando se realiza una contracción voluntaria, las primeras unidades motoras en activarse (contracción lenta) son las más resistentes a la fatiga, a medida que aumenta la fuerza se activan las unidades motoras compuestas por fibras de contracción rápida y que a su vez son rápidamente fatigables. Lo anterior sugiere que la fuerza ejercida no debe sobrepasar umbrales relacionados con la cantidad de fuerza y la velocidad de repeticiones de movimientos voluntarios, con el fin de evitar el fenómeno de fatiga y las posibles alteraciones en las señales EMG. También es cierto que, según [42], es apropiado para las pruebas, cuando se realicen contracciones isométricas, que la duración de la contracción no sea mayor a 20 segundos.

Por otro lado, el estrés también constituye un aspecto influyente en la toma de datos. En [43] por ejemplo, se concluye que el estrés mental y la tensión muscular están muy relacionados: estrés provoca tensión muscular y tensión muscular provoca estados de estrés.

En este orden de ideas, al haber tensión muscular (contracciones), se pueden generar cambios en las señales EMG, no necesariamente relacionados con movimientos voluntarios. Así pues, en [44] se muestra un experimento en donde se aplica un test de estrés inducido denominado PASAT (test de estrés mental). En dicho trabajo se concluyó que los niveles aumentados de estrés producen contracciones musculares involuntarias y de igual forma aumentan el umbral del

dolor pero mantienen vigente el reflejo nociocectivo, relacionado con la tensión muscular.

Para concluir, es importante destacar que los factores anteriormente mencionados tienen una marcada influencia en la toma de señales electromiográficas y los parámetros que de estas señales se puedan obtener. Por consiguiente es relevante tener en cuenta estos aspectos para evitar lecturas erróneas que no correspondan a movimientos voluntarios relacionados con movimientos básicos de la mano, que son el objeto del presente estudio. Así mismo, para lograr lecturas apropiadas de las variables, se debe evitar las contracciones dinámicas repetitivas, con grandes esfuerzos, con el objetivo de evitar la fatiga muscular y de igual forma evitar llevar al sujeto a situaciones estresantes como lo indica [44].

3.1.2 Perturbaciones Externas

Dentro de las perturbaciones externas se encuentra la interferencia generada por tomar puntos de prueba de electromiografía cercanos entre sí, lo cual se denomina “*Cross Talk*” [45] y [46]. Según [45] y [46], este fenómeno hace que se vean reflejadas señales que no corresponden a los puntos de análisis. Es decir, tomar señales Electromiográficas que están fuera de los músculos de análisis. Otra condición que genera perturbaciones externas en la toma de datos electromiográficos, es la presencia de aisladores en la piel como son el sudor y las vellosidades [47]. Para controlar las perturbaciones externas en [47] se plantea tener en cuenta los siguientes aspectos:

Selección del sensor Emg. Los sensores más usados son los de Ag, AgCl (plata cloruro de plata). Los cuales fueron empleados en el presente trabajo.

Características de los electrodos. Es importante destacar que existen varias características que se deben tener en cuenta a la hora de hacer tomas electromiográficas, las cuales están relacionadas con la forma del electrodo y el tamaño del mismo. Respecto a la forma del electrodo cabe resaltar que [47], dice

no encontrar de manera objetiva una recomendación para la forma, sin embargo muestra dos clases usados ampliamente: el completamente circular y el rectangular con extremos redondeados ver figura 13.



Figura 13 Forma y tamaño de los electrodos Fuente: Tomada de www.seniam.org/recomendations.

En efecto, puede llegar a ser indiferente la forma de los electrodos disponibles comercialmente, no obstante la superficie de contacto debe cubrir ampliamente los músculos analizados (músculos superficiales de la cara anterior y posterior del tercio proximal del antebrazo). El tamaño de la superficie de contacto se conoce con el nombre de tamaño del electrodo. Es importante aclarar que en aplicaciones clínicas, el tamaño de los electrodos se encuentra entre 1 mm^2 hasta pocos cm^2 aproximadamente. Sin embargo, en [47] se recomienda que el tamaño de los electrodos sea de máximo 10 mm^2 .

Distancia entre electrodos: La distancia entre electrodos se define como la distancia entre cada uno de los centros del área de contacto o área conductora (ver Fig. 14). Se recomienda una distancia inter-electrodos de 20 mm. También es cierto que, al aplicar electrodos bipolares en músculos de pequeñas longitudes, la distancia entre electrodos no debe exceder en $\frac{1}{4}$ la longitud de la fibra muscular en estudio [47].

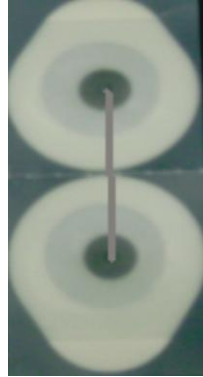


Figura 14. Distancia entre Electroodos.

- *Preparación del sujeto*

Según [47], se debe preparar la piel del individuo para una correcta toma de datos electromiográficos y evitar interferencias. Teniendo en cuenta que las fuentes de interferencias más comunes en este tipo de pruebas se relacionan con las impurezas de la piel así como las vellosidades en la superficie de análisis, se recomienda afeitar al sujeto en el área que se desean colocar los electrodos así como limpiar la piel con alcohol, permitiendo que el alcohol se vaporice antes de colocar los electrodos.

3.2 DISPOSITIVOS PARA MEDICIÓN DE FUERZA Y VELOCIDAD ASOCIADA A CADA TIPO DE MOVIMIENTO.

El objetivo de estimar variables como la fuerza y la velocidad asociadas a cada tipo movimiento de la muñeca, sugiere la implementación de dispositivos que puedan realizar mediciones apropiadas de cada una de estas variables. Teniendo en cuenta que el fenómeno estudiado (fuerza y velocidad en los movimientos de la mano), requiere la adaptación de alternativas y que no se encuentran versiones disponibles comercialmente para las mediciones mencionadas, la obtención de información de estas variables (fuerza y velocidad), se desarrolló de manera experimental.

Por otro lado, la selección de una estrategia adecuada para este tipo de mediciones es importante, ya que se quiere introducir la menor cantidad de incertidumbre en el proceso de identificación de los modelos relacionados con estas dos variables (fuerza y velocidad) respecto a la señal electromiográfica. Por tal motivo, a continuación se presenta la descripción de las alternativas para las mediciones en mención.

3.2.1 Medición de la fuerza ejercida por el individuo al realizar los movimientos estudiados.

Para la implementación de la instrumentación requerida para realizar las mediciones de fuerza se aplicó la estrategia sugerida y validada en [26], que consta de una estructura donde el sujeto debe ubicar el antebrazo, un mecanismo de poleas y guayas conectadas a un conjunto de resortes, que permiten medir la fuerza que se está aplicando en cada uno de los movimientos. En la figura 15, se puede ver el esquema de la estructura de soporte del antebrazo del sujeto y el montaje para la medición de la fuerza.

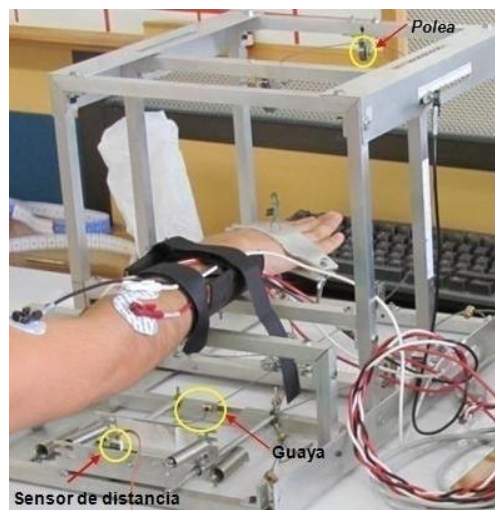


Figura 15, Montaje para la medición de fuerza. Fuente [26].

El montaje se basa en la aplicación de la ley de Hooke para obtener la fuerza aplicada. Es decir por medio del sensado de la elongación (sensor de distancia) de un resorte se calcula la fuerza multiplicando por el valor de las constantes de elasticidad de cada resorte. Una vez el sujeto ha realizado el movimiento, éste es transmitido mediante el uso de guayas y poleas al resorte, logrando la elongación del mismo y el sensor percibirá dicha elongación. Seguidamente, se realiza la adquisición de la señal del sensor de distancia, mediante la tarjeta USB 6009 de National Instruments muestreada según [26] a 1[kHz], para ser introducida al PC, usando la herramienta de adquisición de datos de Labview. La señal de distancia, es entonces multiplicada por el valor de cada constante de elasticidad de los resortes y de esta manera se obtiene la señal de fuerza en cada instante, conforme cambia la elongación de los resortes. Los datos correspondientes a la determinación de las constantes de los resortes y a la validación del instrumento para la medición de la fuerza, se muestran en el Anexo2. A continuación, se muestra, el procedimiento utilizado para la medición de esta variable, basado en el diagrama de bloques presentado en la figura 16. Es importante tener en cuenta que quien validó el procedimiento [26], proporcionó la base de registros de fuerza y electromiografía de cada sujeto para el estudio.

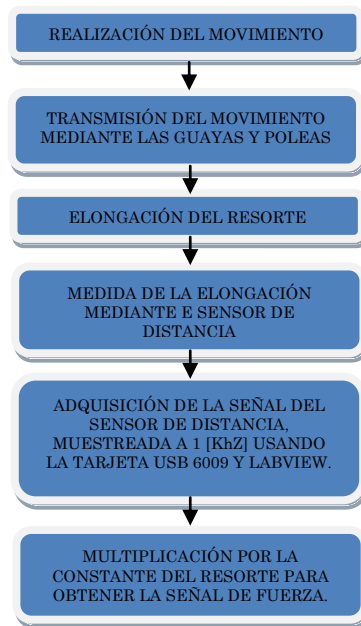
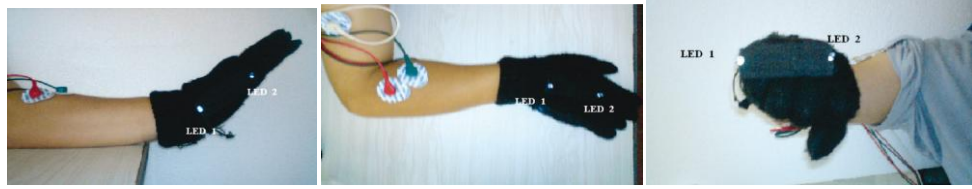


Figura 16. Proceso empleado para la medición de fuerza en cada uno de los movimientos de la mano.

3.2.2 Medición de los datos correspondientes a la variable velocidad en cada uno de los movimientos estudiados.

Para la implementación de la instrumentación requerida para la medida de velocidad, fue necesario adaptar un modelo funcional de laboratorio usando procesamiento digital de imágenes. Ésta alternativa fue propuesta y validada por [25]. En dicho trabajo, la medida de velocidad se efectúa colocando dos marcadores (LEDS) en la mano del sujeto, tal y como se muestra en la figura 17 a,b y c, teniendo en cuenta que los movimientos en estudio se basan en movimientos realizados en un solo plano, es decir: Flexo-Extensión en un plano lateral (sagital), Prono-Supinación en un plano frontal, así mismo, la Inclinación Radial y Ulnar en un plano horizontal; el procesamiento digital de imágenes bidimensional resulta ser apropiado.



(a)

(b)

(c)

Figura 17, Posición de los LED para cada movimiento. a) Flexo-Extensión, b) Desviación Radial y Ulnar, c) Prono-Suposición.

Es importante aclarar que para el algoritmo de medición de velocidad la ubicación de los LEDs debe hacerse teniendo en cuenta el movimiento a realizar. Es decir, los marcadores deben encontrarse sobre el plano donde se efectúa el movimiento (ver figura 17). El algoritmo de medición de la velocidad requiere la aplicación de los pasos propuestos y validados en [25], tal y como se muestra en la figura 18.

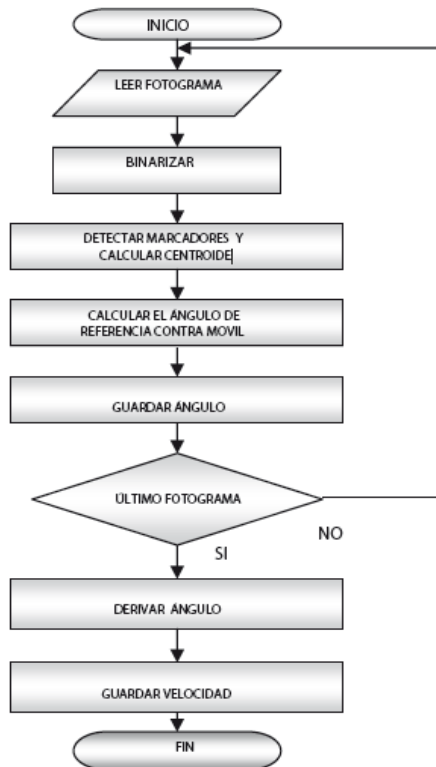


Figura 18. Algoritmo para la medición de velocidad de los movimientos básicos de la mano.

De la figura 18 se puede notar que se requiere la lectura de fotogramas consecutivos. A cada fotograma se le debe aplicar binarización para capturar el centroide, que proporciona la ubicación de los marcadores en el plano de la imagen. Al encontrar el desplazamiento angular relativo de los marcadores y derivar respecto al tiempo, la función correspondiente a dichos desplazamientos, se obtiene un perfil de velocidad para cada movimiento. Los datos para la validación de la alternativa propuesta en [25], se encuentra descrita en el anexo 3. Para finalizar, es importante tener en cuenta que los autores quienes validaron la alternativa de medición de velocidad [25] proporcionaron la base de registros de velocidad y electromiografía para el análisis de los datos de la actual investigación, no obstante, tanto para el dispositivo de medida de fuerza como la de velocidad, la experimentación fue acompañada por el equipo de investigación del actual proyecto.

3.3 PROTOCOLO PARA LA TOMA DE DATOS Y DEFINICIÓN DE LA POBLACIÓN DE ESTUDIO.

Para la determinación de la población de estudio, se tuvieron en cuenta los resultados de la encuesta hecha por el DANE en 2005 [48], para personas discapacitadas entre 18 y 24 años. La muestra fue tomada en relación a los estudiantes de la Universidad Industrial de Santander en el grupo de edades mencionadas. Lo anterior se hace con el fin de acotar las dimensiones del problema y que fuese realizable, ya que la disposición del equipo para la toma electromiográfica fue limitado. Para dar claridad en este tema, a continuación se presentan las características deseables en los sujetos para abordar el problema estudiado.

3.3.1 Determinación de los individuos objeto de estudio.

Para la selección de los individuos objeto de estudio, se tuvieron en cuenta que el sujeto posea condiciones promedio, respecto a edad y complejión física. Así

mismo, un criterio de inclusión está relacionado con los antecedentes de salud del sujeto; esto es, que no padezca o haya padecido limitaciones físicas en alguno de sus miembros superiores.

Por tal motivo, se deben registrar datos del sujeto como son: el nombre completo (como identificador dentro de la base de registros), edad, peso y estatura. Lo anterior se realiza con el fin de calcular el índice de masa corporal y corroborar el criterio de inclusión, de acuerdo a la complexión física y edad. Para esta prueba en particular se tomaron edades entre 18 y 24 años e índices entre 18.5 y 25, esto con el fin de obtener una población uniforme y poder según [49] reducir el error experimental. Una vez definidos los criterios para seleccionar los sujetos para las pruebas, se estableció la población de estudio basado en lo descrito a continuación.

3.3.2 Determinación de la población de estudio.

Teniendo en cuenta los datos tomados de [48] y que el objeto del presente estudio se realizó para sujetos sanos, con el fin de obtener una base de datos que pueda asociarse en un futuro a sujetos amputados, u orientarse a otras aplicaciones, se determinó la población de estudio (cantidad de sujetos o unidades muestrales) tomando como base las edades promedio de los estudiantes de la Universidad Industrial de Santander. Lo anterior se realizó con el fin de tener un fácil acceso a los posibles candidatos (sujetos) para las pruebas. En consecuencia, se obtuvo una población de 15 sujetos (7 para mediciones de electromiografía - velocidad y 8 para mediciones de electromiografía-fuerza), no obstante se tiene una base de registros electromiográficos de 15 sujetos para cada movimiento, por tanto, se cuenta con 90 registros electromiográficos, ya que son 6 movimientos estudiados.

Es importante destacar que esta población se obtuvo con un nivel de confianza del 90% y un porcentaje de error estimado de la muestra de un 5%. Como se mencionó anteriormente, se eligieron dos grandes grupos para la toma de datos

de fuerza y velocidad, evitando de esta forma condiciones de fatiga muscular, la cual se deriva de la aplicación de movimientos repetitivos a grandes velocidades y/o al ejercer fuerzas elevadas. Esta condición de fatiga, como se explica en la sección 3.3.1, puede resultar en datos que no corresponden a los movimientos estudiados en condiciones normales. Para profundizar en este tema, a continuación se presenta una descripción del protocolo para la toma de datos, tanto electromiográficos como de fuerza y velocidad.

3.3.3 Determinación del protocolo para las pruebas.

En el contexto de caracterizar el comportamiento dinámico de los movimientos básicos de la mano, se requiere no solo conocer el tipo de movimiento sino también conocer la fuerza y velocidad presente en cada movimiento. En este aspecto, se requiere realizar una toma de datos adecuada, para lograr determinar funciones de transferencia que permitan estimar la fuerza y velocidad presente en cada uno de los movimientos, así como clasificar el tipo de movimiento basado en la información contenida en las señales EMG provenientes del tercio proximal del antebrazo.

Para esto, en la presente sección se ha definido un protocolo de pruebas en la toma de datos EMG, fuerza y velocidad. Este protocolo es entendido como la manera como se debe disponer al sujeto, al equipo, asignar el tipo de movimiento duración y esfuerzo aplicado. En el anexo 4, adicionalmente se muestran aspectos ergonómicos y aspectos técnicos a tener en cuenta, para las mediciones de electromiografía, fuerza y velocidad.

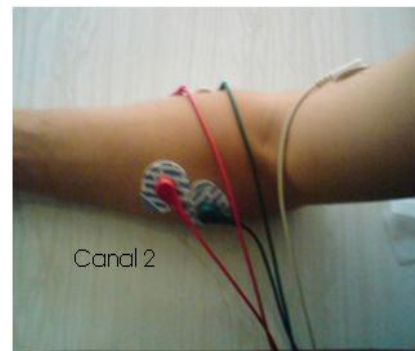
- **Recolección de datos.**

Como se mencionó en secciones anteriores, el conjunto de sujetos se dividió en 2 grandes grupos. Al primer grupo se le evaluó la velocidad en cada movimiento, junto con su correspondiente toma electromiográfica; al segundo grupo se le evaluó la fuerza ejercida en cada movimiento, con su respectiva electromiografía.

Teniendo en cuenta lo anterior, para cada grupo se estableció un procedimiento distinto. No obstante, la preparación del sujeto, y la posición adoptada para las mediciones en cada tipo de movimiento fue idéntica en ambos grupos. Para dar claridad, a continuación se presenta el procedimiento que fue aplicado a cada grupo.

- Procedimiento para la medida de velocidad y Electromiografía.

Atendiendo a lo indicado en la sección 4.1, respecto de la ubicación de los electrodos y la preparación del sujeto, se realizaron las conexiones como lo muestra la figura 19. Una vez realizado el montaje, se realizaron las siguientes sesiones:



(a)

(b)

Figura 19, Posición de los electrodos. a) Canal 1, b) Canal 2

a) Sesión de flexo-extensión: en esta sesión se ubica al sujeto con flexión del codo a 90° la mano en pronación y abducción del hombro a 45° . Se le pide realizar 2 repeticiones del movimiento de flexión y extensión, aplicando una velocidad alta y una velocidad baja, según criterio del sujeto.

b) Sesión de prono-supinación: en esta sesión se aplicó el mismo procedimiento anterior, exceptuando la ubicación del sujeto, que es sentado con

flexión en el codo y del hombro a 90° y el codo inmovilizado, con la cara anterior de la mano orientada hacia el centro del cuerpo (orientada hacia un plano sagital).

c) Sesión desviación radio-ulnar: en esta sesión, se repiten los procedimientos anteriores, pero con flexión del codo a 90° , abducción del hombro a 45° , mano en pronación.

Es importante tener en cuenta que entre cada sesión se realizó un receso de aproximadamente 5 minutos con el fin de evitar condiciones no deseables (fatiga muscular). Esto indica que la duración promedio cada sesión fue 6 minutos.

- Procedimiento para la medida de fuerza y electromiografía.

De la misma manera como se realizaron las mediciones de velocidad, respecto a la ubicación de los electrodos, la preparación del sujeto, y la postura del sujeto, se hicieron las medidas de fuerza-electromiografía. No obstante, a continuación se describe el procedimiento con el objetivo de dar mayor claridad en el tema.

d) Sesión de flexo-extensión: en esta sesión se ubica al sujeto con flexión del codo a 90° la mano en pronación y abducción del hombro a 45° . Se le pide realizar 2 repeticiones del movimiento de flexión y extensión, aplicando una fuerza distinta, esto es, se cambió el resorte con constante de elasticidad k_1 (ver anexo2) por el resorte con constante de elasticidad k_2 (ver anexo 2).

e) Sesión de prono-supinación: en esta sesión se aplicó el mismo procedimiento anterior, exceptuando la ubicación del sujeto, que es sentado con flexión en el codo y del hombro a 90° y el codo inmovilizado, con la cara anterior de la mano orientada hacia el centro del cuerpo (orientada hacia un plano sagital).

- f) Sesión desviación radio-ulnar: en esta sesión, se repiten los procedimientos anteriores, pero con flexión del codo a 90° , abducción del hombro a 45° , mano en pronación.

De igual forma que para las medidas de velocidad se tuvieron recesos entre cada sesión, con lo que la prueba para cada sujeto duró aproximadamente 20 minutos.

Cabe mencionar que el objetivo de establecer un protocolo coherente con las necesidades, se hace importante ya que en la literatura y publicaciones nacionales e internacionales que han sido consultadas, no se evidencian trabajos previos que aborden el tema de establecer las rutinas apropiadas que conlleven a lecturas fiables, de señales electromiográficas, velocidad y fuerza, en condiciones naturales (movimientos que facilitan el uso de la mano, en las actividades cotidianas). De igual forma se han tenido en cuenta aspectos ergonómicos que involucran las amplitudes de movimientos en las actividades cotidianas, los cuales dan una idea del estado de la mano, desde el punto de vista dinámico. Así mismo, el incluir un análisis de las perturbaciones internas, muestra aspectos importantes para el diseño de la prueba, dado que variables como la fatiga y el estrés se pueden controlar en el experimento y/o tener en cuenta en los resultados finales. Esto ayuda a obtener mediciones fiables y que correspondan a movimientos voluntarios (los cuales son el objetivo de análisis de la investigación).

3.4 CLASIFICACIÓN DE LOS MOVIMIENTOS.

Una vez tomados los datos de las electromiografías las velocidades y las fuerzas, se procede a caracterizar las EMG para alimentar el clasificador. El algoritmo de clasificación se basa en el razonamiento basado en casos que fue explicado en secciones anteriores. Tanto el conjunto de casos conocidos como los casos a validar están compuestos por patrones en donde cada patrón contiene 3

características (Valor RMS, Valor Pico y promedio). En total se tiene una base de registros de 90 patrones (15 sujetos con seis movimientos cada uno).

Teniendo en cuenta que a cada señal se le extrajeron las características utilizando dos herramientas distintas (wavelet y cepstrum), es importante mencionar el procedimiento implementado.

3.4.1 Características de la descomposición Wavelet.

Para el tratamiento usando la descomposición wavelet, se probó con distintas wavelets como son: Coiflet de orden 1, 2, 3 y 4 para distintos niveles de resolución (1, 2, 3 ,4); Symlet de orden 1, 2, 3 y 4, para distintos niveles de resolución (1, 2,3 y4); así mismo para la Daubechies y finalmente la Biortogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2). El objetivo de realizar dichas pruebas, fue para determinar la wavelet que mejor describe cada tipo de movimiento, desde el punto de vista de la clasificación. Es importante tener en cuenta, que las características (RMS, Pico y promedio) se calcularon con los coeficientes de Aproximación de cada wavelet evaluada. Lo anterior con el fin de obtener información de baja frecuencia, ya que según [6] la mayor información de las EMG se encuentra contenida en las bajas frecuencias.

Otra variable que se tuvo en cuenta fue la longitud del segmento de la EMG que es tomada para los cálculos. Es decir, el algoritmo permite evaluar distintos segmentos de la EMG, tomando como inicio la primera muestra de la señal EMG. Lo anterior con el fin de inspeccionar en qué momento de la ejecución del movimiento se hace posible clasificarlo. Con el fin de entender mejor el proceso de obtención de las características, en la figura 20 se muestra un esquema de bloques.

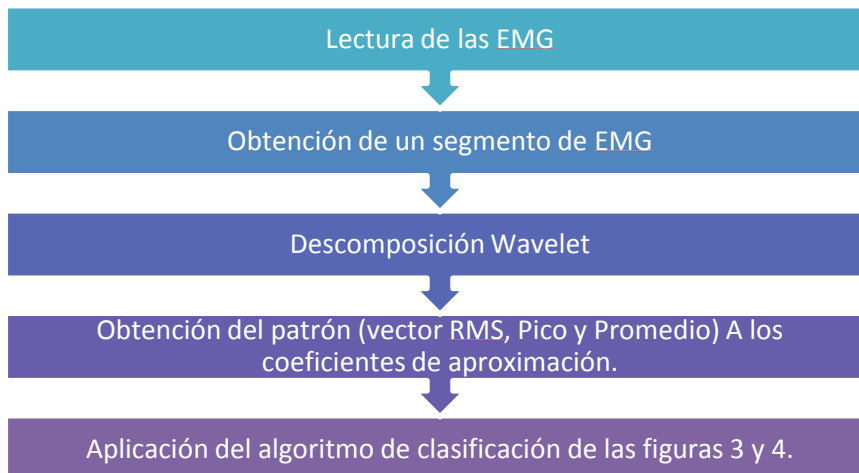


Figura 20. Esquema del proceso de obtención de los patrones usando Wavelet.

3.4.2 Características Cepstrum.

La determinación de las características usando cepstrum se basa en el cálculo de la envolvente del espectro usando el procedimiento descrito en la sección 3.3.1. Existe una consideración importante a tener en cuenta y es que el algoritmo propuesto permite seleccionar tanto el segmento de la EMG a evaluar, como la cantidad de puntos del cepstrum que se utilizarán para reconstruir la envolvente del espectro. Esta observación es de interés ya que a medida que se aumenta la cantidad de coeficientes del cepstrum se aumenta la definición de la envolvente. No obstante, si se tomara todos los coeficientes, realmente se estaría reconstruyendo todo el espectro y no su envolvente. En las figuras 21 a 24 se puede observar este hecho.

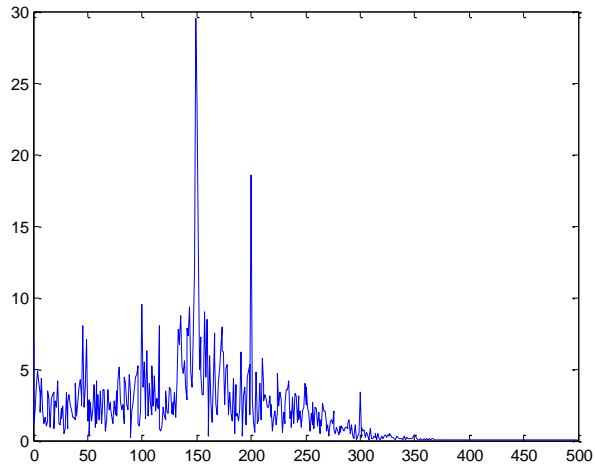


Figura 21. Espectro de Fourier usando 1024 puntos para el espectro.

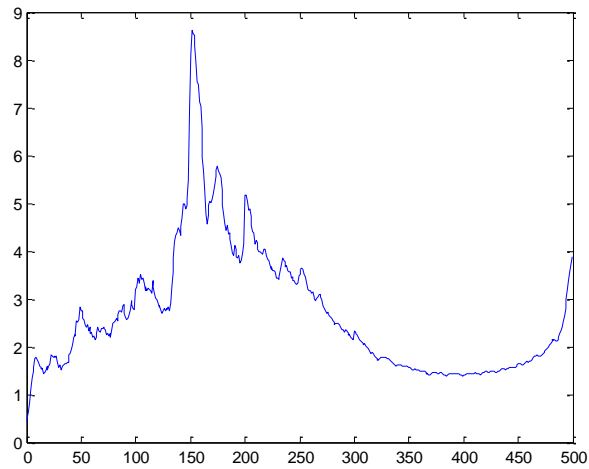


Figura 22. Envoltura del espectro usando 64 coeficientes del Cepstrum.

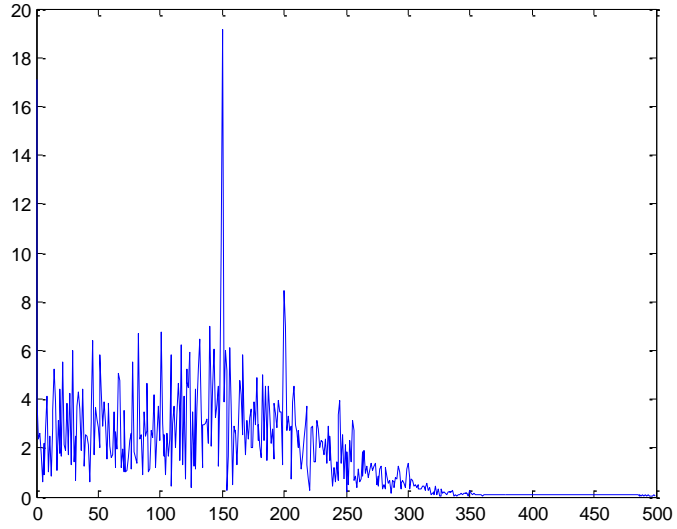


Figura 23. Espectro de la EMG usando 1024 puntos para el espectro.

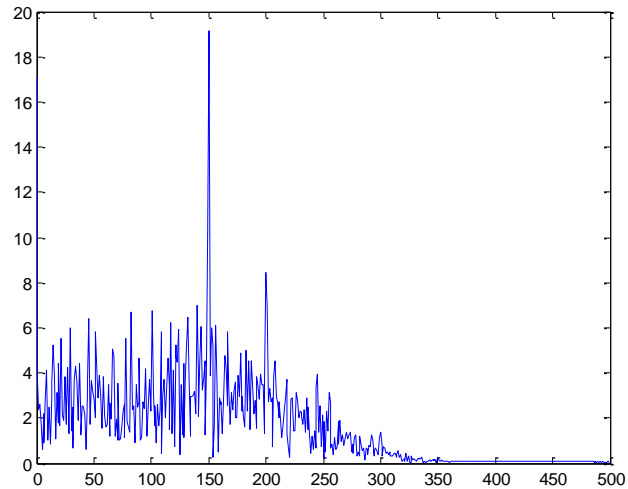


Figura 24. Envoltura del espectro usando 1024 coeficientes Cepstrum.

3.4.3 Clasificación.

Una vez calculadas las características por las dos vías (wavelet y cepstrum) se ingresan al algoritmo de clasificación mostrado en las figuras 3 y 4.

El algoritmo como se explicó en secciones anteriores usa el razonamiento basado en casos. El algoritmo permite seleccionar los casos de manera aleatoria un número de veces definido por el usuario. El mecanismo de inferencia para el actual trabajo, se basó en la obtención de las 10 menores distancias calculadas entre el patrón a validar y los 66 patrones de la base de casos conocidos. No obstante se debe decidir con cual patrón (de los 10) es comparable y determinar de esta manera la clase (tipo de movimiento). Para esto, se calculó la pertenencia como la suma de los inversos de las distancias que corresponden a cada clase. Es decir, de las 10 menores, se recupera la etiqueta y se dividen por clase. Cada clase posee un aporte en distancias, se suman los inversos en distancias y la clase que posea el mayor valor será a la cual pertenece el caso a validar. Para ejemplificar el mecanismo de inferencia, se puede suponer que de las 10 menores distancias: 2 son de la clase 1, 3 de la clase 2, 1 de la clase 3, 2 de la clase 4, 1 de la clase 5 y 1 de la clase 6. Al sumar el inverso de las distancias de cada clase, se puede obtener un acumulado por clase por ejemplo, en la tabla 1 se muestra los inversos de las distancias para cada clase.

Tabla 1. Ejemplo para la determinación de la clase.

CLASE	INVERSO DE LA DISTANCIA	ACUMULADO Sum(1/di)
1	1/d1 = 0.03 1/d2 = 0.05	0.08
2	1/d1 = 0.05 1/d2 = 0.018 1/d3 = 0.015	0.083
3	1/d1 = 0.4	0.4
4	1/d1 = 0.02 1/d2 = 0.023	0.043
5	1/d1 = 0.003	0.003
6	1/d1 = 0.01	0.01

Al observar la tabla 1, se puede ver que el caso a validar pertenece a la clase 3 pues este posee el mayor acumulado. De esta forma, el algoritmo obtiene la clase a la que pertenece cada caso a validar. En total se tomaron para validación 24 de

los 90 patrones. Es importante anotar que el algoritmo clasifica los 24 casos y de allí se obtiene el porcentaje de clasificación. Por ejemplo si de los 24 casos del grupo de validación se clasifican correctamente 20 el porcentaje es entonces el 83,33% de aciertos. El dato anteriormente mencionado corresponde a una sola corrida, luego se aleatoriza tanto los casos a validar como los conocidos, de esta forma, se vuelve a calcular el porcentaje de aciertos y así sucesivamente. Cabe destacar que el algoritmo permite decidir cuantas aleatorizaciones se usarán. Para este caso particular se usaron 30 corridas aleatorias. Los resultados se muestran en el capítulo 4.

3.5 OBTENCIÓN DE LOS MODELOS VELOCIDAD -EMG Y FUERZA- EMG.

Es importante tener en cuenta que aunque para la clasificación del tipo de movimiento se tomaron 15 sujetos en 6 movimientos (90 patrones). No obstante para la obtención de los modelos mostrados Velocidad- EMG, los registros corresponden a 7 sujetos y para fuerza- EMG, corresponden 8 sujetos.

Por otro lado, el registro electromiográfico utilizado para la identificación de los modelos corresponde al tono y no a la EMG pura ya que según [26] el tono EMG es apropiado. El tono correspondiente a la señal EMG se define como la envolvente positiva de la señal EMG en donde se pueden inspeccionar eventos relacionados con la fuerza aplicada en el movimiento. Así mismo, esta envolvente sirve para establecer la relación entre la electromiografía y la fuerza desarrollada en el movimiento [50]. No obstante, cabe mencionar que en este trabajo, se trató también de establecer la relación de la velocidad desarrollada en cada movimiento respecto a la señal EMG tomada. Como ejemplo se muestran las figuras 25 y 26.

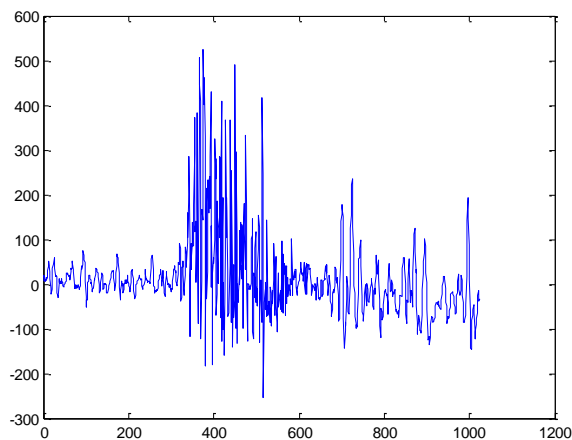


Figura 25 Señal EMG para el movimiento de pronación.

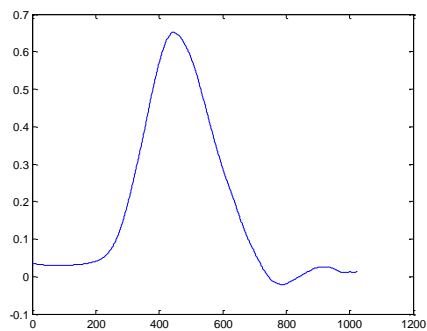


Figura 26. Tono para la señal EMG de un movimiento de pronación.

Es importante destacar que las señales mostradas en las figuras (25 y26) corresponden a la electromiografía de un sujeto efectuando el movimiento de pronación (25 EMG pura y 26 tono) con la mano libre de carga. Adicionalmente los datos corresponden a la prueba donde se inspeccionó la velocidad del movimiento. A continuación se muestra en la figura 27 la señal de velocidad medida para el mismo sujeto y mismo movimiento aplicando una velocidad alta.

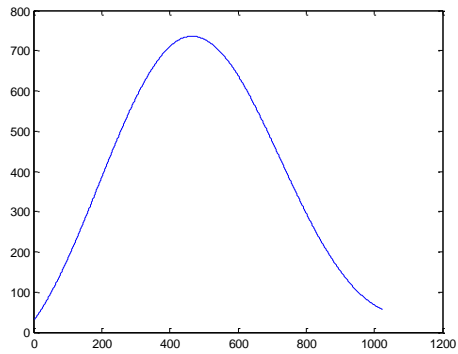


Figura 27 Señal de velocidad 1(alta) obtenida para el mismo movimiento (pronación) y mismo sujeto.

Nótese que en las figuras 26y 27 existe similitud en la forma, lo que puede dar un indicio que el tono no solo se relaciona con la fuerza, sino que también puede servir para la estimación de velocidad. Este hecho se podrá evidenciar más adelante. Se hicieron también pruebas variando la velocidad, donde en las figuras 28 y 29 se muestran medidas para la velocidad lenta desarrollada en el movimiento de pronación por un sujeto y los datos obtenidos para el tono respectivamente.

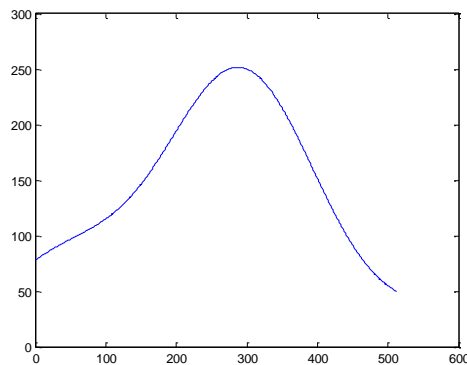


Figura 28 Velocidad 2 (más lenta) para la realización del movimiento de pronación.

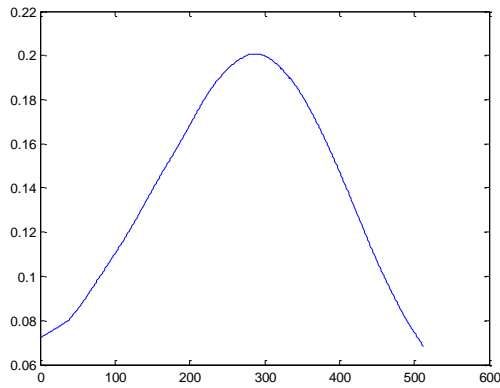


Figura 29 Grafica para el tono realizando una velocidad menor.

Cabe mencionar que los datos para el tono son obtenidos directamente del equipo de adquisición de datos para electromiografía; simplificando de ésta forma la utilización y posterior análisis de estos datos. Éste mismo procedimiento fue aplicado a las electromiografías para la prueba de fuerza. Los datos obtenidos tanto del tono como de la fuerza ejercida se muestran en las figuras 30, 31, 32 y 33.

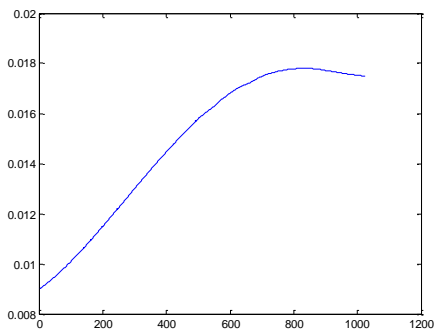


Figura 30, Tono para un sujeto realizando pronación y aplicando la constante de resorte K2 (fuerza menor).

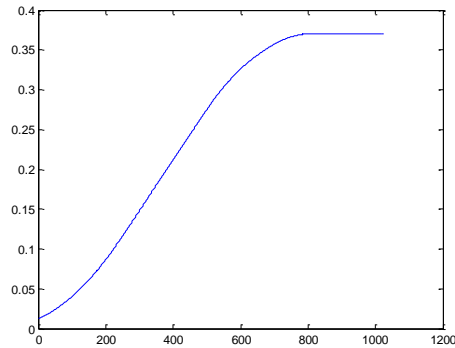


Figura 31, Señal de fuerza obtenida por el dispositivo para la medición de fuerza mostrado en la figura 22.

Es importante tener en cuenta que las señales mostradas en las figuras 30 y 31 corresponden al mismo sujeto realizando el mismo tipo de movimiento. En las figuras 32 y 33, se presenta respectivamente el tono y señal de fuerza del mismo sujeto, realizando el mismo movimiento (pronación), pero con una constante k_1 (mayor fuerza).

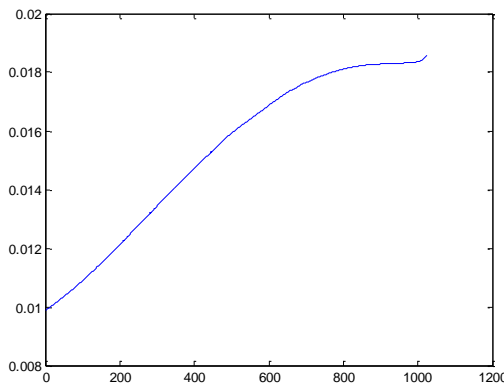


Figura 32 Tono para el mismo sujeto realizando el movimiento de pronación usando K_1 (mayor resistencia).

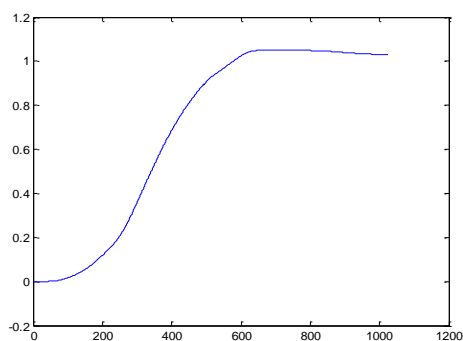


Figura 33 Señal de fuerza ejercida por el sujeto usando mayor resistencia y el movimiento de pronación.

Una vez obtenidos los registros de tono EMG (entrada) y velocidad (salida) según lo planteado en la figura 5 y 6; así como el tono EMG y la fuerza, se obtuvo las funciones de transferencia de fuerza y velocidad para cada movimiento por sujeto, usando la herramienta “*ident*” de Matlab. Los resultados se presentan en el capítulo 4.

4. RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

En este capítulo se muestran los resultados obtenidos respecto a la clasificación del tipo de movimiento y las funciones de transferencia identificadas.

4.1 RESULTADOS DEL ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN.

En la tabla 2 se muestra un resumen de los mayores porcentajes de aciertos de las wavelet evaluadas.

Tabla 2. Resumen de porcentajes de clasificación más altos para las familias evaluadas

FAMILIA WAVELET	NIVEL DE DESCOMPOSICIÓN	# DE MUESTRAS (SEGMENTO DE LA EMG)	% DE CLASIFICACIÓN
COIFLET 1.	2	64	94,37
COIFLET 2.	3	512	94,02
COIFLET 3.	1	512	95,4
COIFLET 4.	1	512	94,8
SYMLET 1	2	64	94,02
SYMLET 2	2	512	94,79
SYMLET 3	3	64	94,65
SYMLET 4	1	128	94,5
DAUBECHIES 1	2	64	92,29
DAUBECHIES 2	1	16	93,75
DAUBECHIES 3	3	64	94,83
DAUBECHIES 4	1	256	94,16
BIORTOGONAL 1.1	1	32	93,54
BIORTOGONAL 1.3	2	1024	95,21
BIORTOGONAL 1.5	1	512	93,75
BIORTOGONAL 2.2	1	512	95,46

Adicionalmente, en la figura 34 se puede observar la comparación entre las familias evaluadas. Aquí se puede observar que el mayor porcentaje de aciertos se obtiene con la Birtogonal 2.2 con un valor de 95,46%.



Figura 34. Comparación de los porcentajes de acierto mayores para todas las wavelets usadas.

De igual forma es interesante ver el comportamiento general de todas las familias en cada nivel de descomposición. A continuación se muestra en la figura 35, el comportamiento para todas las wavelets evaluadas.

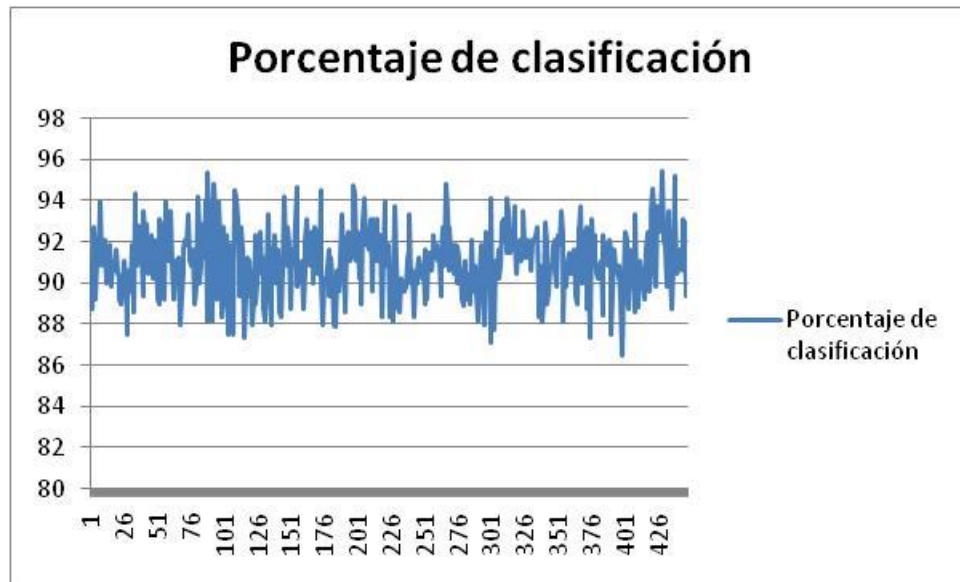


Figura 35. Comparación de los porcentajes de acierto para todas las wavelets usadas.

En la figura 35 se pueden destacar las cuatro wavelets madre que se están evaluando. De izquierda a derecha como siguen: Coiflet, Symlet, Daubechies y Biortogonal. El eje horizontal, para cada grupo, aumenta a la derecha, en la medida que aumenta el número de muestras de la EMG que se ha tomado. De la gráfica se puede ver entonces que conforme aumentan las muestras no se percibe cambio significativo en el porcentaje de aciertos, es decir se puede tener un buen porcentaje de aciertos utilizando un número menor de muestras (las primeras 16 por ejemplo). Si bien es cierto, que el porcentaje de acierto incrementa (ver anexo 5) al incrementar el nivel de descomposición, para una cantidad específica de muestras, una prueba adicional mostró que al incrementar demasiado el nivel de descomposición, se refleja un decremento en el porcentaje de acierto. Este hecho se puede verificar en las tablas 3 y 4 y las graficas 36 y 37.

Tabla 3. Resumen de wavelets Biortogonales 2.2 en distintos niveles de descomposición usando 512 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar. (Aciertos)
1	95,46	4,18
2	93,83	3,87
3	90,25	6,27
4	90,26	5,49
5	91,41	5,79
6	91,5	4,45
7	91,58	5,55
8	88,92	5,49
9	80,83	8,33
10	77,16	7,44
12	71,92	8,45
14	62,42	12,03
20	61,8	16,74

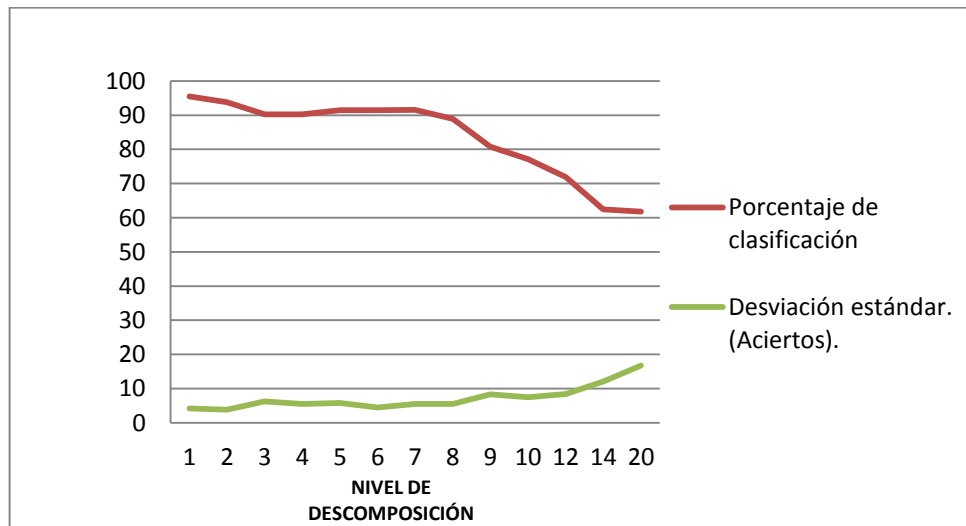


Figura 36. Gráfica del porcentaje de aciertos de la Biortogonal 2.2 de utilizando un segmento de 512 muestras.

De la figura 36 se puede ver claramente como disminuye el porcentaje de aciertos al aumentar la resolución de la wavelet estudiada. De igual forma, se puede notar como empieza a aumentar la desviación estándar. En este caso, se puede decir que el desempeño del clasificador disminuye al aumentar la resolución de la wavelet. Lo mismo ocurre cuando se trabajan segmentos cortos de la biortogonal como lo muestra la figura 37, en donde para 16 muestras de la biortogonal 2.2 al aumentar la resolución disminuye el porcentaje de clasificación y aumenta la desviación. Aunque los comportamientos son similares, para 512 y 16 muestras de la EMG (figura 36 y 37), se evidencia que los porcentajes de aciertos cuando se toman 16 muestras son un poco más altos que para 512.

Tabla 4. Resumen de wavelets Biortogonales 2.2 en distintos niveles de descomposición usando 16 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar. (Aciertos)
1	89,5	5,34
2	91,25	5,47
3	90,91	5,5
4	90,17	5,24
5	90,83	5,19
6	91,25	4,85
7	91,66	4,53
8	92,08	4,85
9	89,58	5,78
10	87,92	6,26
12	82,66	6,64
14	70,75	10,01
20	65,42	14,81

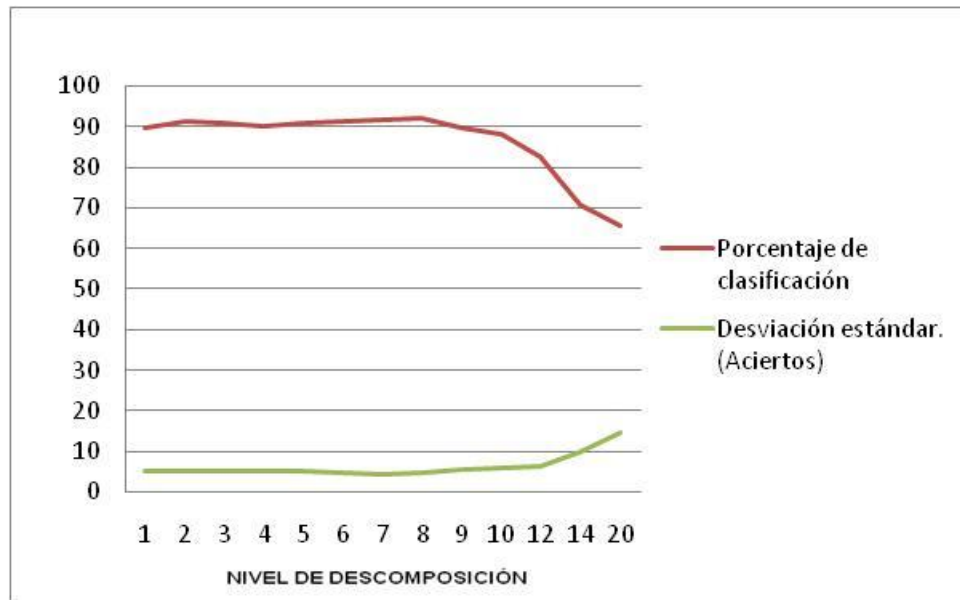


Figura 37. Grafica del porcentaje de aciertos de la Biortogonal2.2 de utilizando un segmento de 16 muestras.

Una vez evaluado el desempeño, utilizando la descomposición wavelet, se usaron los coeficientes cepstrales para el mismo fin. Cabe destacar, que para el cepstrum, se quiso tener un paralelo con las wavelets desde el punto de vista de la resolución. En este sentido, las pruebas realizadas fueron tomadas aumentando la cantidad de coeficientes Cepstrum con el fin de evaluar el desempeño del clasificador al modificar la resolución del cepstrum. En las tablas 5 a 11 y figuras 38 a 44 se muestran dichos resultados.

Tabla 5. Cepstrum con 16 muestras de la EMG y 16 puntos de la FFT.

Puntos del Cepstrum	Porcentaje de acierto	Desviación estándar (Aciertos)
2	89,37	8,49
4	91,25	7,26
8	92,92	4,51
16	92,08	4,85

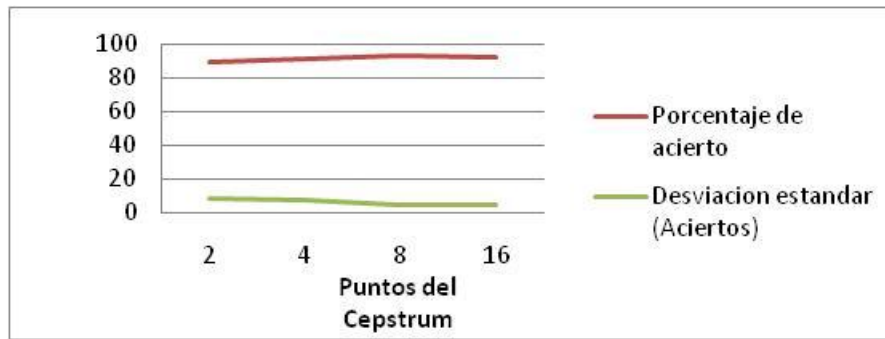


Figura 38. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (16 muestras de la EMG y 16 puntos de la FFT).

Tabla 6. Cepstrum con 32 muestras de la EMG y 32 puntos de la FFT

Puntos del Cepstrum	Porcentaje de acierto	Desviación estándar (Aciertos)
2	89,79	6,41
4	93,33	6,34
8	89,38	5,31
16	88,96	5,77
32	91,46	5,14

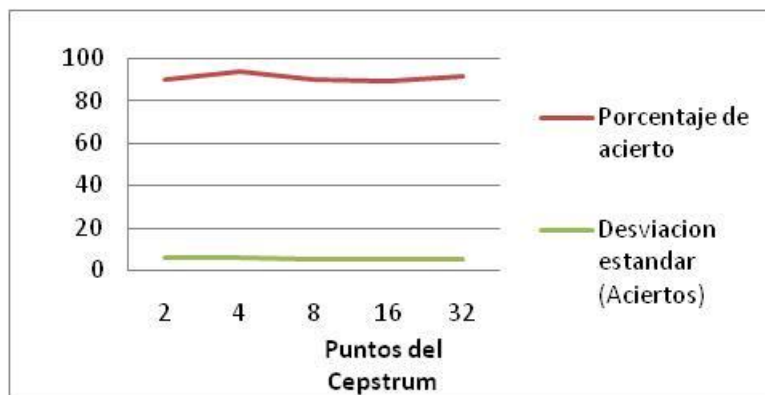


Figura 39. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (32 muestras de la EMG y 32 puntos de la FFT).

Tabla 7. Cepstrum con 64 muestras de la EMG y 64 puntos de la FFT

Puntos del Cepstrum	Porcentaje de acierto	Desviación estándar (Aciertos)
2	92,08	4,25
4	92,92	5,25
8	93,75	5,49
16	94,01	4,66
32	92,71	4,02
64	92,02	4,85

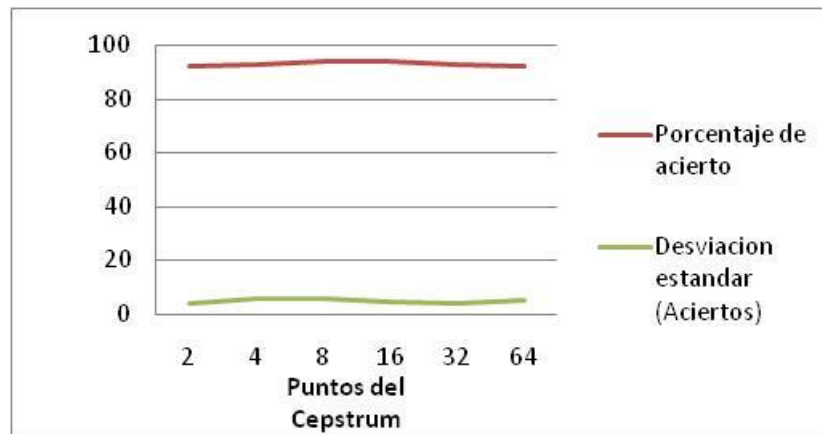


Figura 40. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (64 muestras de la EMG y 64 puntos de la FFT).

Tabla 8. Cepstrum con 128 muestras de la EMG y 128 puntos de la FFT

Puntos del Cepstrum	Porcentaje de acierto	Desviación estándar (Aciertos)
2	91,66	3,82
4	94,21	3,64
8	93,33	3,91
16	91,25	6,46
32	88,33	6,28
64	82,29	7,86
128	83,33	5,89

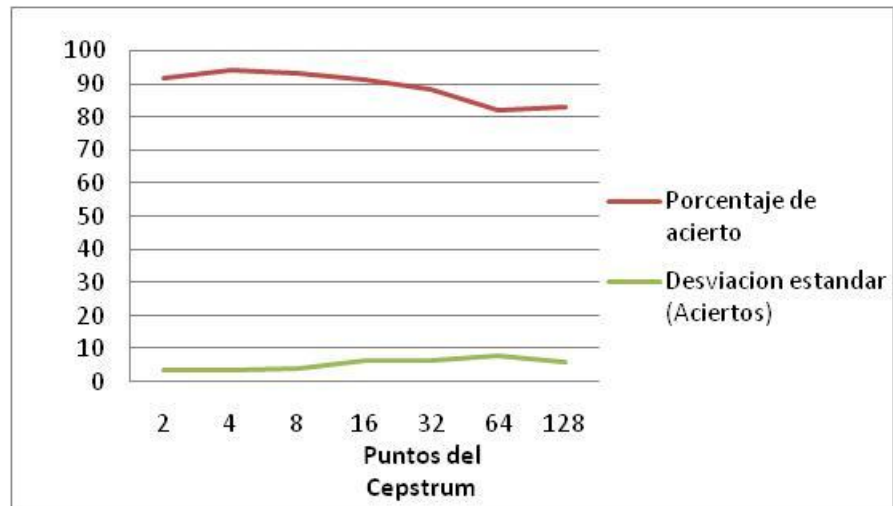


Figura 41. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (128 muestras de la EMG y 128 puntos de la FFT).

Tabla 9. Cepstrum con 256 muestras de la EMG y 256 puntos de la FFT

Puntos del Cepstrum	Porcentaje de acierto	Desviación estándar (Aciertos).
2	87,91	7,14
4	88,75	7,53
8	85,63	6,82
16	84,38	6,32
32	82,08	6,34
64	80,83	6,11
128	78,75	9,26
256	76,04	9,54

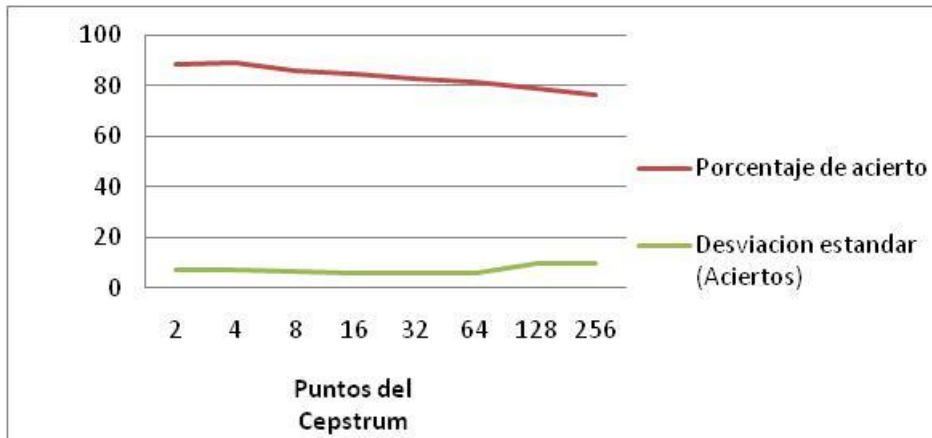


Figura 42. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (256 muestras de la EMG y 256 puntos de la FFT).

Tabla 10. Cepstrum con 512 muestras de la EMG y 512 puntos de la FFT

Puntos del Cepstrum	Porcentaje de acierto	Desviación estándar (Aciertos)
2	92,7	5,53
4	93,24	4,16
8	88,13	6,52
16	84,58	6,21
32	82,29	5,21
64	81,45	5,31
128	77,08	8,6
256	78,33	7,95
512	73,54	9,48

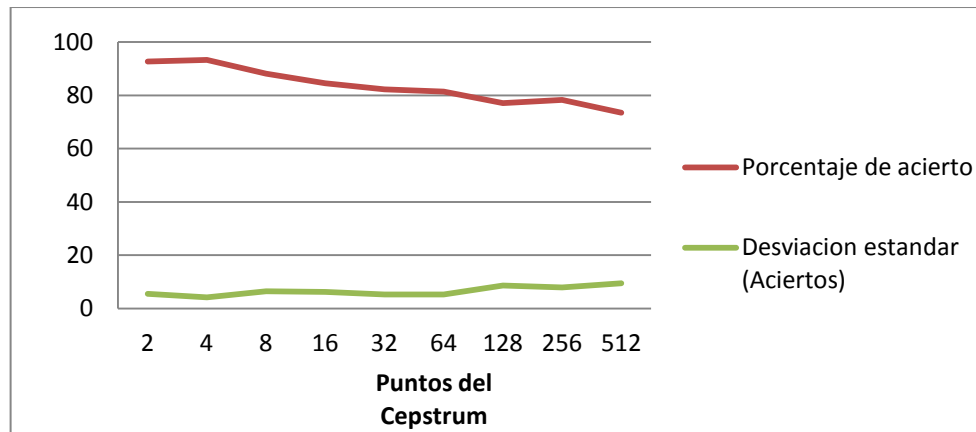


Figura 43. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (512 muestras de la EMG y 512 puntos de la FFT).

Tabla 11. Cepstrum con 1024 muestras de la EMG y 1024 puntos de la FFT

Puntos del Cepstrum	Porcentaje de acierto	Desviación estándar (Aciertos)
2	87,71	5,31
4	86,25	5,07
8	80,63	10,14
16	85	6,39
32	80,63	6,79
64	73,75	10,83
128	70	9,32
256	62,21	12,98
512	67,92	12,54
1024	69,79	8,95

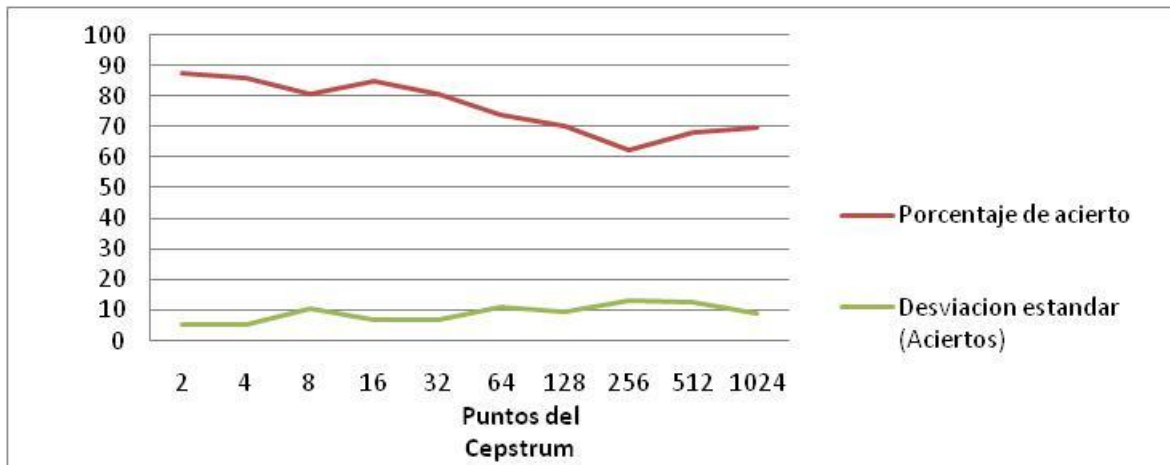


Figura 44. Porcentaje de aciertos usando cepstrum con diferente cantidad de coeficientes para la obtención de la envolvente. (1024 muestras de la EMG y 1024 puntos de la FFT).

En las figuras 38 a 44 puede apreciarse que a medida que aumenta la cantidad de coeficientes Cepstrum utilizados, el porcentaje de clasificación decrece. Este hecho es interesante, ya que un comportamiento similar se observó con todas las wavelets evaluadas. En las dos técnicas utilizadas (wavelet y cepstrum), el

resultado indica que la discriminación del tipo de movimiento es mejor con menor cantidad de coeficientes. En este sentido, al aumentar la resolución se está obteniendo más detalle (información de altas frecuencias para las wavelets); así mismo al aumentar la cantidad de coeficientes cesprum, se está obteniendo prácticamente todo el espectro, incluyendo de esta manera información no relevante que produce error al clasificar.

4.2 FUNCIONES DE TRANSFERENCIA SISTEMA VELOCIDAD -EMG Y FUERZA- EMG

Como se mencionó en el primer capítulo, y capítulo 3, la identificación se realizó utilizando la herramienta `ident` de MatLab. La estructura utilizada fue la del modelo de proceso continuo, ya que esta permite obtener funciones de transferencia de bajo orden con altos porcentajes de ajuste. Dicho porcentaje de ajuste se obtiene mediante la ecuación 5.

$$A = \left(1 - \frac{Norm(Y-YAT)}{Norm(Y-mean(Y))} \right) * 100\% \quad (5)$$

Donde:

A= Porcentaje de aproximación.

Y= Salida experimental.

YAT= Salida simulada por el modelo.

Así mismo, “*Norm*” indica la norma del vector diferencia entre la salida medida Y y la salida simulada YAT (en el caso del numerador) y en el caso del denominador, la diferencia entre la salida medida y su valor promedio⁵. De esta forma se obtiene una comparación entre los datos experimentales de salida y la salida obtenida del modelo al aplicar los datos experimentales de entrada. El proceso de validación

⁵ Tanto la ecuación 5 como su explicación fueron tomadas de la documentación perteneciente al menú de Ayudas de MatLab 7.7.0 .

consistió entonces en comparar la salida simulada respecto de los datos experimentales.

Es importante destacar que para tener un grado de generalización alto respecto a las constantes y parámetros de cada función de transferencia obtenida, debe realizarse un gran número de pruebas por sujeto. Aunque para el caso particular solo se realizaron 2 por cada individuo, los resultados muestran un alto porcentaje de ajuste de cada modelo. Por otro lado, el poder encontrar un modelo general entre sujetos, se deja como trabajo futuro ya que implicaría un rediseño del protocolo para las pruebas.

De otra manera, como ilustración, se muestra en las figuras 45 y 46 algunos ejemplos de conjuntos de datos de entrada y salida. (Note que las entradas se refieren a u_1 y las salidas a y_1).

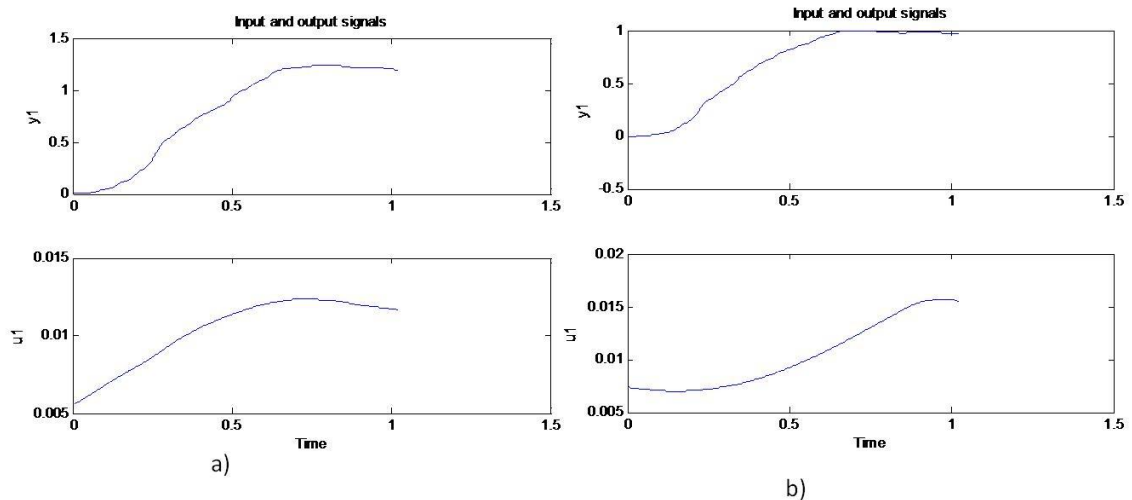


Figura 45. Curvas de entrada salida (fuerza) para 2 movimientos básicos de la mano a) pronación. b) Flexión para el mismo sujeto.

En la figura 45 a. Se muestra la entrada (tono EMG) y salida (fuerza) para el movimiento de pronación. En la figura 45 b. Se muestra la entrada y salida en el movimiento de flexión.

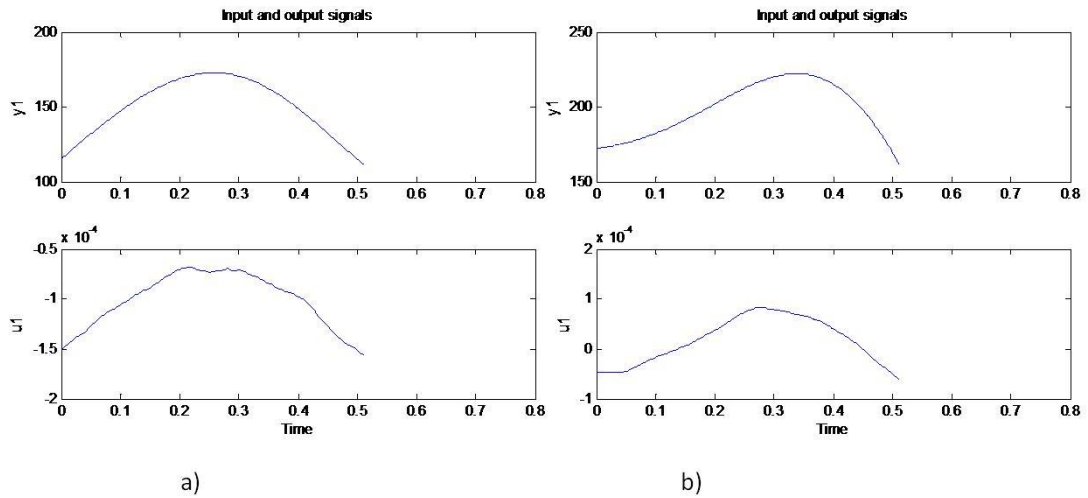


Figura 46. Curvas de entrada salida (velocidad) para 2 movimientos básicos de la mano a) pronación. b) Flexión para el mismo sujeto.

En la figura 46 a. Se muestra la entrada (tono EMG) y salida (velocidad) para el movimiento de pronación. En la figura 45 b. Se muestra la entrada y salida en el movimiento de flexión.

Por otro lado, en las tablas 12 a 23 se muestra un resumen de resultados obtenidos para cada movimiento y las dos velocidades evaluadas (lenta y rápida), mostrando los mayores porcentajes de ajuste. No obstante en el anexo 6, se muestra el total de los resultados conseguidos. De igual manera, para los resultados de la identificación del sistema EMG-Fuerza se presentan de la misma manera en el anexo 6.

Tabla 12. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG- tomando los datos para movimientos rápidos.

Movimiento	Sujeto	Orden	Aproximación
Pronación	7	3	91,87
Supinación	2	3	93,57
Flexión	4	3	97,68
Extensión	4	3	90,2
Desviación Ulnar	3	3	95,08
Desviación radial	4	3	95,14

Tabla 13. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG, tomando los datos para movimientos lentos.

Movimiento	Sujeto	Orden	Aproximación
Pronación	4	3	91
Supinación	6	2	95,59
Flexión	1	2	98,88
Extensión	6	3	97,13
Desviación Ulnar	5	2	95,74
Desviación radial	1	2	97,45

De las tablas 12 y 13 puede verse que el sistema velocidad-EMG se puede representar con funciones de transferencia de orden 3 principalmente. Aunque para velocidades menores de movimiento, el sistema se puede estimar con un menor orden (2). De igual forma se destaca el movimiento de flexión como el tipo de movimiento en donde el sistema se puede identificar con un mayor porcentaje de ajuste con cualquiera de las velocidades evaluadas. Así mismo, en la figura 47 se muestra un resultado de la validación usando la ident de matlab para el movimiento de pronación en el modelo de tercer orden, junto con el porcentaje de ajuste (91%).

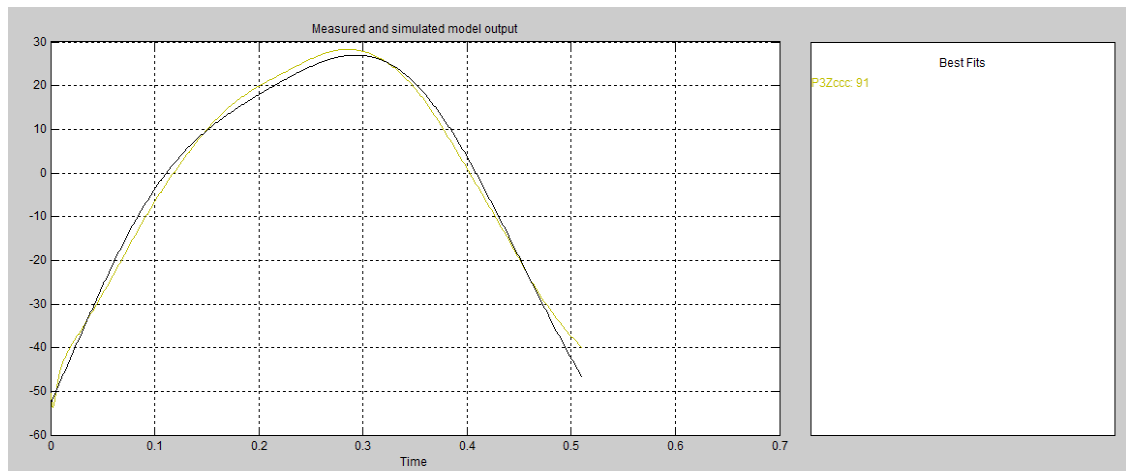


Figura 47. Comparación de la salida del modelo con la señal de velocidad medida, para el sujeto 4 en el movimiento de pronación.

De igual forma, en las tablas 14 a 19, se muestra el resumen de los resultados promediando el porcentaje de ajuste de acuerdo al orden del modelo obtenido. En este sentido, se podrá observar para cada velocidad evaluada, con cual orden del modelo se describe mejor el sistema velocidad-EMG.

Tabla 14. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad - EMG, tomando los datos para movimientos rápidos y orden 1.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	78,17	9,52
Supinación	80,96	8,52
Flexión	80,05	8,39
Extensión	77,13	10,16
Desviación Ulnar	81,68	5,26
Desviación radial	82,21	9,13

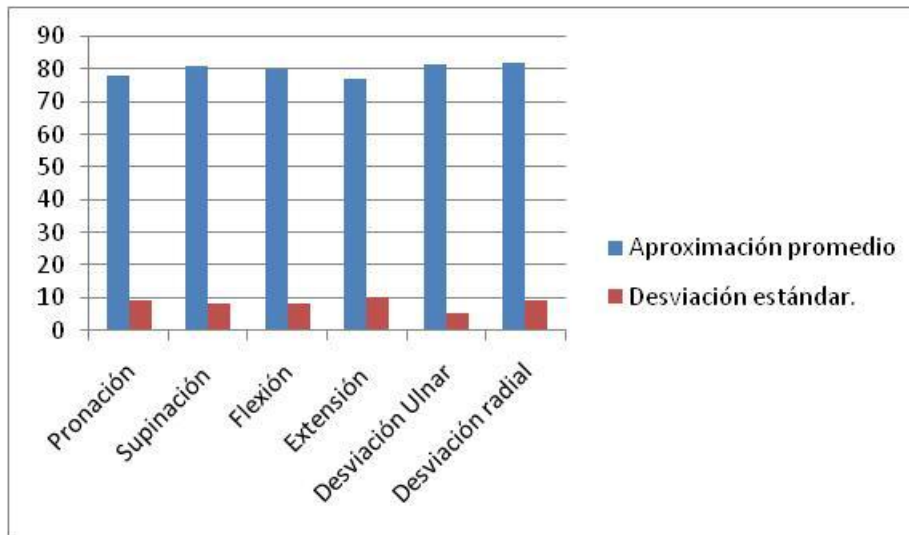


Figura 48. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de primer orden y movimientos rápidos.

Tabla 15. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG, tomando los datos para movimientos rápidos y orden 2.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	78,63	7,4
Supinación	82,65	7,79
Flexión	83,83	6,36
Extensión	77,53	9,78
Desviación Ulnar	81,86	5,61
Desviación radial	84,21	8,83

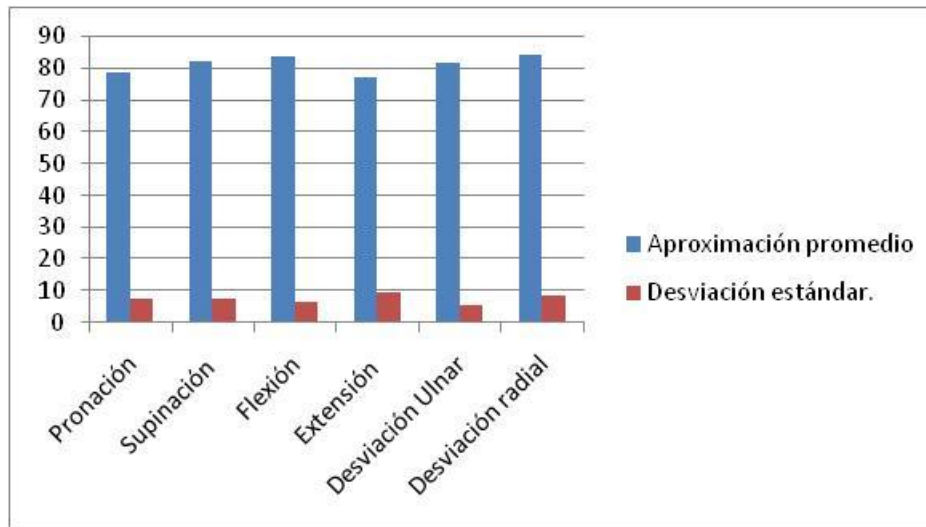


Figura 49. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de segundo orden y movimientos rápidos.

Tabla 16. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG, tomando los datos para movimientos rápidos y orden 3.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	70,82	28,095
Supinación	75,7	6,68
Flexión	85,88	7,14
Extensión	78,03	11,62
Desviación Ulnar	81,12	7,15
Desviación radial	80,23	18,7

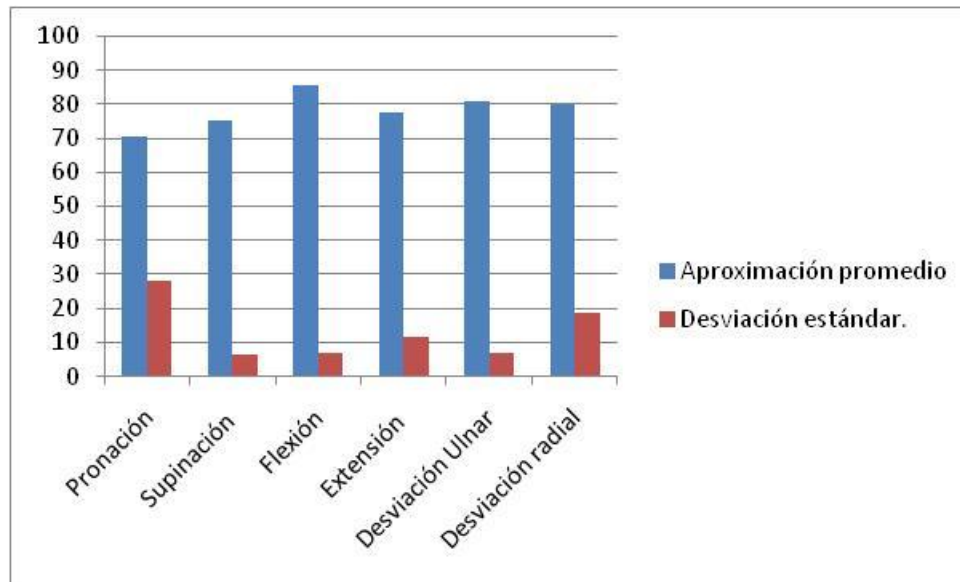


Figura 50. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de tercer orden y movimientos rápidos.

Tabla 17. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-Velocidad, tomando los datos para movimientos lentos y orden 1.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	77,09	6,91
Supinación	79,94	8,51
Flexión	86,87	5,29
Extensión	79,17	8,96
Desviación Ulnar	84,20	9,68
Desviación radial	87,02	5,75

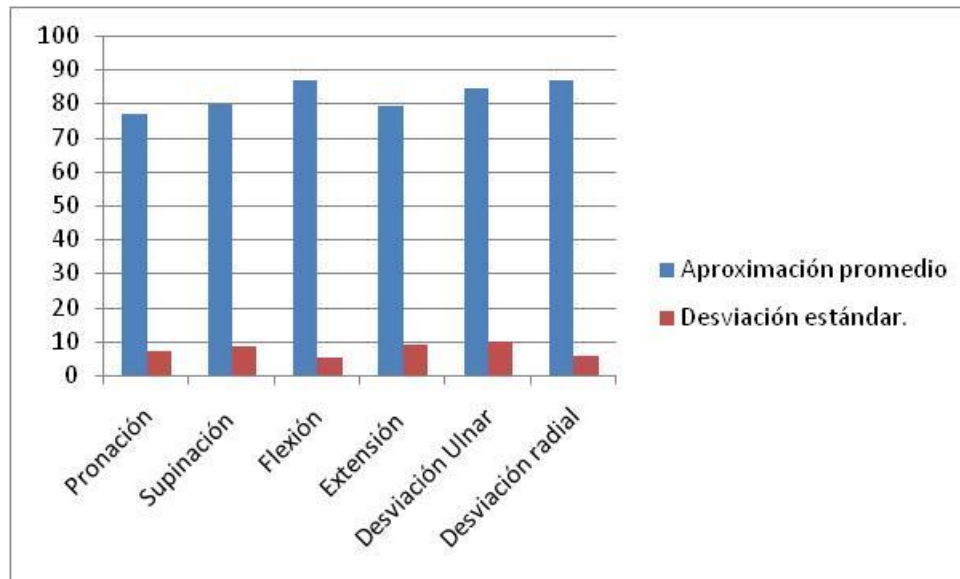


Figura 51. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de primer orden y movimientos lentos.

Tabla 18. Resumen de los resultados de identificación del sistema Velocidad-EMG, tomando los datos para movimientos lentos y orden 2.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	78,70	5,01
Supinación	84,23	7,54
Flexión	91,48	4,96
Extensión	79,83	8,29
Desviación Ulnar	87,29	8,68
Desviación radial	91,43	6,37

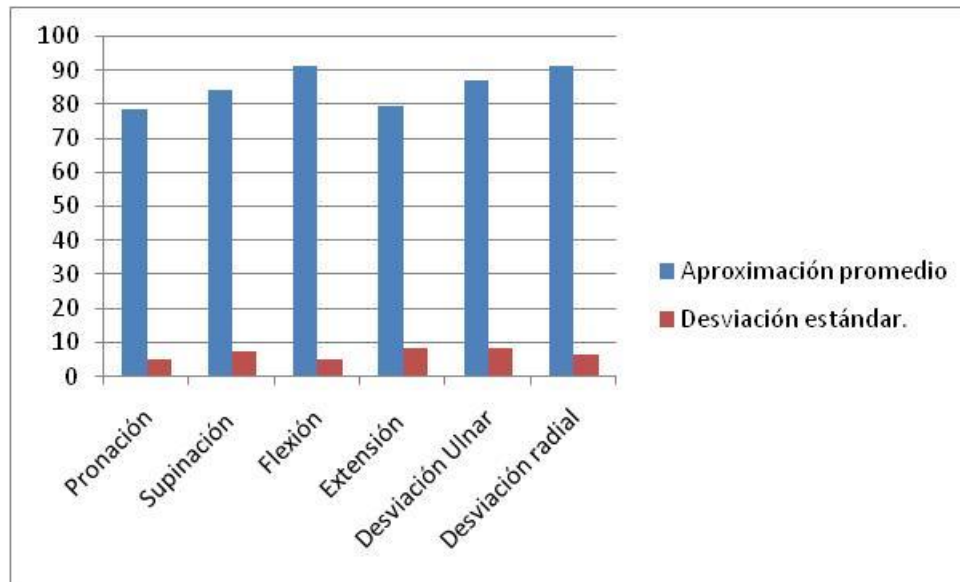


Figura 52. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de segundo orden y movimientos lentos.

Tabla 19. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-Velocidad, tomando los datos para movimientos lentos y orden 3.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	81,49	5,38
Supinación	87,56	6,20
Flexión	92,47	3,07
Extensión	78,61	14,91
Desviación Ulnar	87,22	8,72
Desviación radial	89,35	11,08

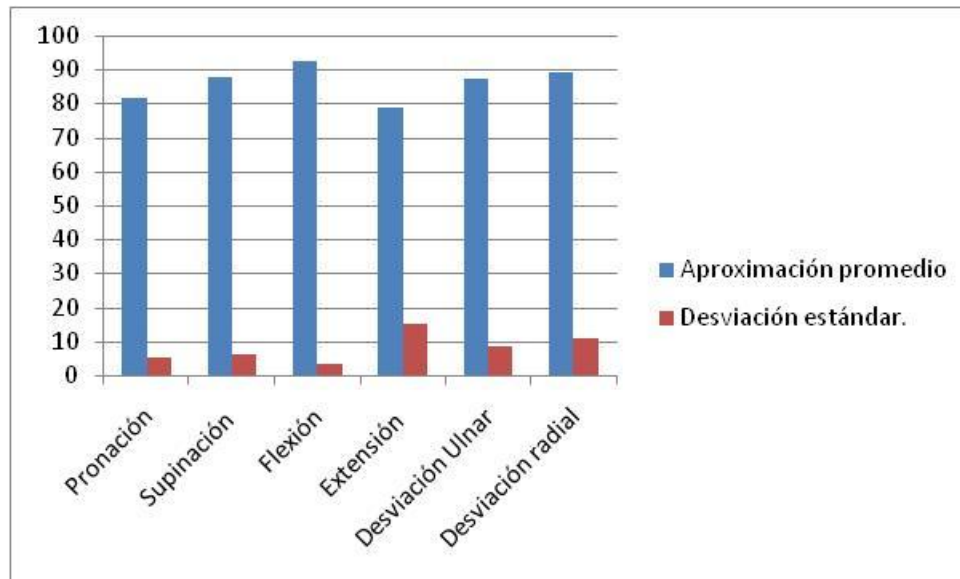


Figura 53. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de tercer orden y movimientos lentos.

En las figuras 48 a 53, se presentó el porcentaje de ajuste de los modelos para cada orden evaluado y para cada velocidad en estudio. En ellas se puede destacar que el movimiento de flexión es el que presenta mayor porcentaje de ajuste para cada situación. De igual forma, para cualquier orden evaluado, al realizar el análisis para la velocidad 2 (lenta) se encuentra que los porcentajes de ajuste son mayores que para la velocidad 1 (movimientos rápidos). Por otro lado, los modelos de orden 3 representan más adecuadamente el sistema velocidad-EMG, ya que los porcentajes de ajuste en la validación son mayores que para orden 2 y 1; al evaluarse con la velocidad 1. No obstante, para la velocidad 2 se puede representar el sistema velocidad-EMG, con un porcentaje de aproximadamente 90%, usando modelos de segundo orden. Finalmente, se puede notar que las desviaciones calculadas al evaluar los porcentajes de ajuste del conjunto de los 7 sujetos, son elevadas; esto indica que aun no se puede generalizar los resultados para cualquier sujeto, sino que se debe realizar la metodología para cada sujeto por separado sin proponer una función de

transferencia universal que sea característica del sistema EMG-Velocidad (ver anexo 6).

Como se mencionó al inicio de esta sección, el mismo procedimiento fue usado para la obtención de los modelos Fuerza/EMG. En las tablas 20 a 27 se muestra un resumen de resultados. Los resultados completos se presentan en el anexo 6.

Tabla 20. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza-EMG, tomando los datos para movimientos con la constante k1 (mayor fuerza).

Movimiento	Sujeto	Orden	Aproximación
Pronación	5	3	97,33
Supinación	4	3	97,54
Flexión	3	3	97,28
Extensión	3	3	96,32
Desviación Ulnar	8	3	98,69
Desviación radial	2	3	94,34

Tabla 21. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-fuerza, tomando los datos para movimientos con la constante k2 (menor fuerza).

Movimiento	Sujeto	Orden	Aproximación
Pronación	7	2	99,07
Supinación	7	3	99,19
Flexión	2	1	98,82
Extensión	6	2	98,73
Desviación Ulnar	7	3	97,55
Desviación radial	8	3	98,58

De las tablas 20 y 21 puede verse que el sistema fuerza- EMG, se puede representar con funciones de transferencia de orden 3 principalmente. Aunque al evaluar para una fuerza menor (k2), el sistema se puede estimar con un menor orden (2 o 1).

Con el fin de inspeccionar el sistema EMG-Fuerza, respecto al orden de los modelos estudiados, en las tablas 22 a 27 se muestran el resumen en promedios de aproximación usando todos los sujetos evaluados para esta prueba.

Tabla 22. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-fuerza, tomando los datos para movimientos con k1 y orden 1.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	87,58	6,73
Supinación	83,09	7
Flexión	87,58	3,19
Extensión	86,26	5,3
Desviación Ulnar	86,26	8,3
Desviación radial	83,13	4,36

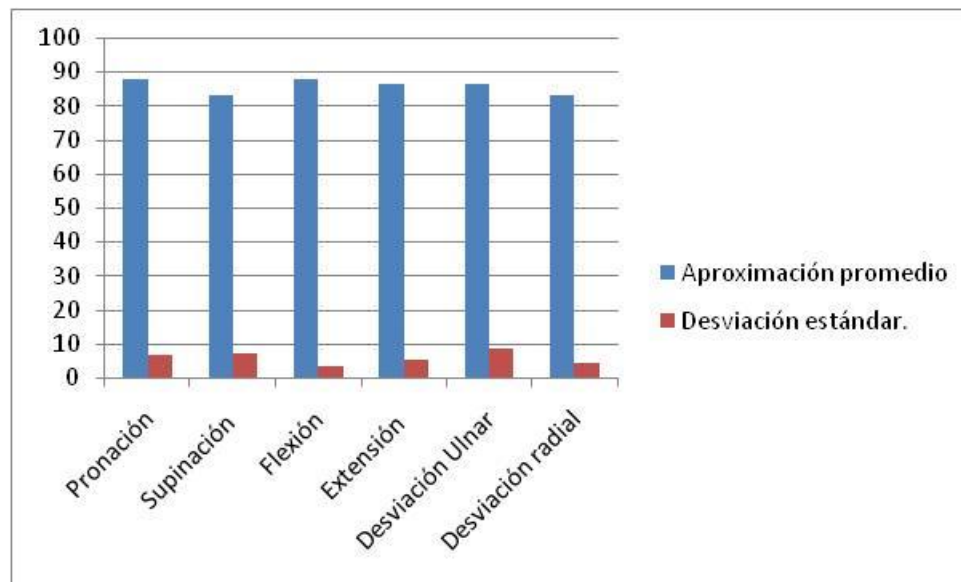


Figura 54. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de primer orden y movimientos con k1.

Tabla 23. Resumen de los resultados de identificación del sistema EMG-fuerza, tomando los datos para movimientos con k1 y orden 2.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	89,49	6,39
Supinación	87,40	6,94
Flexión	92,44	4,18
Extensión	91,06	4,19
Desviación Ulnar	88,71	7,97
Desviación radial	87,45	4,78

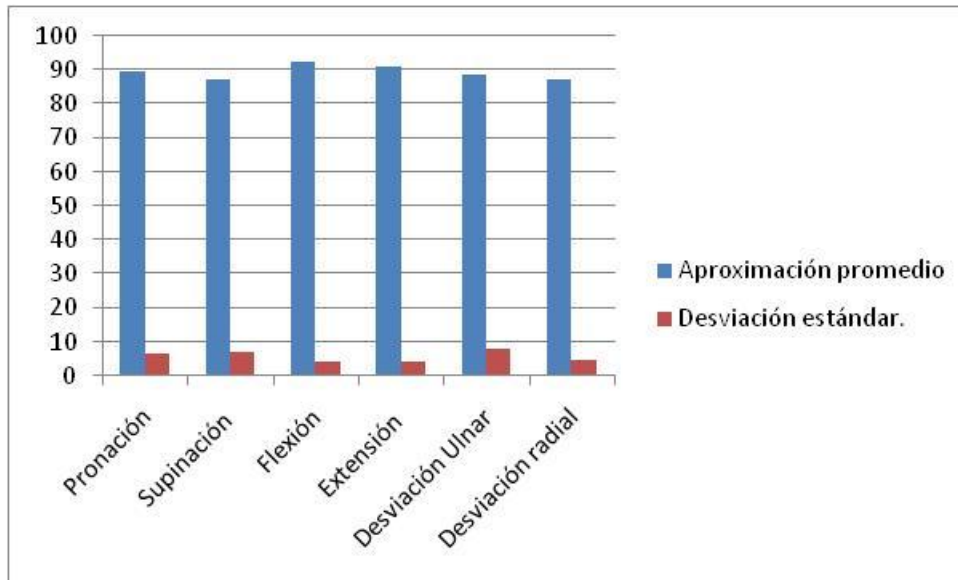


Figura 55. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de segundo orden y movimientos con k1.

Tabla 24. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza-EMG, tomando los datos para movimientos con k1 y orden 3.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	88,11	8,63
Supinación	90,92	5,44
Flexión	91,41	5,2
Extensión	90,51	5,13
Desviación Ulnar	92,11	5,81
Desviación radial	89,25	4,82

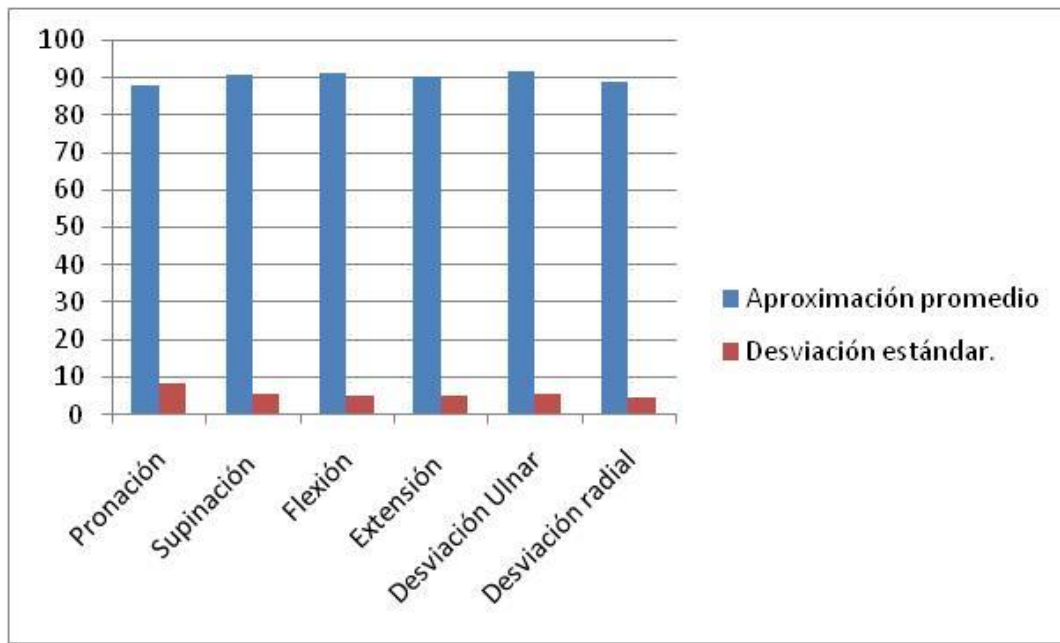


Figura 56. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de tercer orden y movimientos con k1.

Tabla 25. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza- EMG, tomando los datos para movimientos con k2 y orden 1.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	91,8	4,4
Supinación	89,04	3,24
Flexión	90,95	7,78
Extensión	93,72	2,28
Desviación Ulnar	90,80	4,12
Desviación radial	93,56	4,89

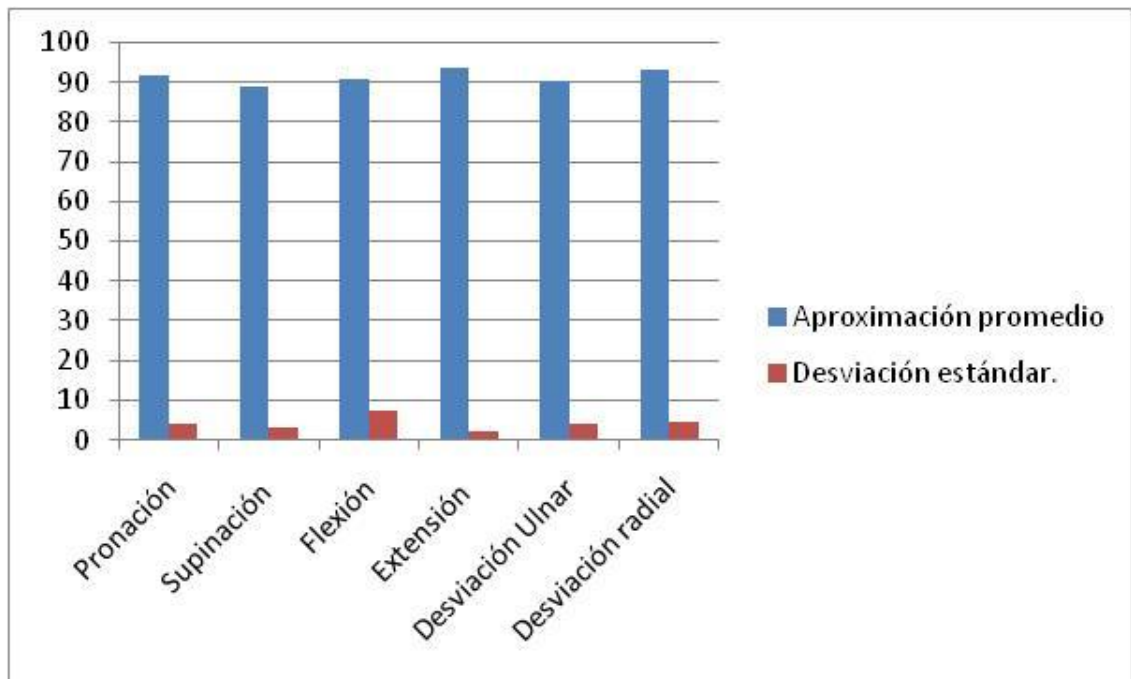


Figura 57. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de primer orden y movimientos con k2.

Tabla 26. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza- EMG, tomando los datos para movimientos con k2 y orden 2.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	93,11	4,48
Supinación	91,42	2,71
Flexión	91,25	8,73
Extensión	95,02	1,96
Desviación Ulnar	92,65	3,16
Desviación radial	94,96	4,96

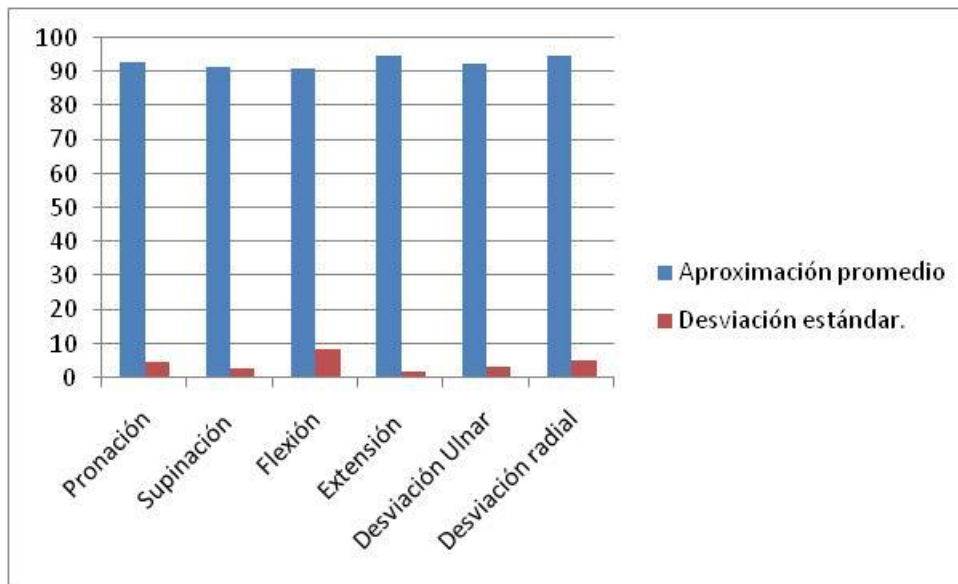


Figura 58. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de segundo orden y movimientos con k2.

Tabla 27. Resumen de los resultados de identificación del sistema fuerza-EMG, tomando los datos para movimientos con k2 y orden 3.

Movimiento	Aproximación promedio	Desviación estándar.
Pronación	95,26	3,36
Supinación	93,48	2,4
Flexión	93,06	6,97
Extensión	96,4	2,25
Desviación Ulnar	93,19	5,23
Desviación radial	94,62	4,9

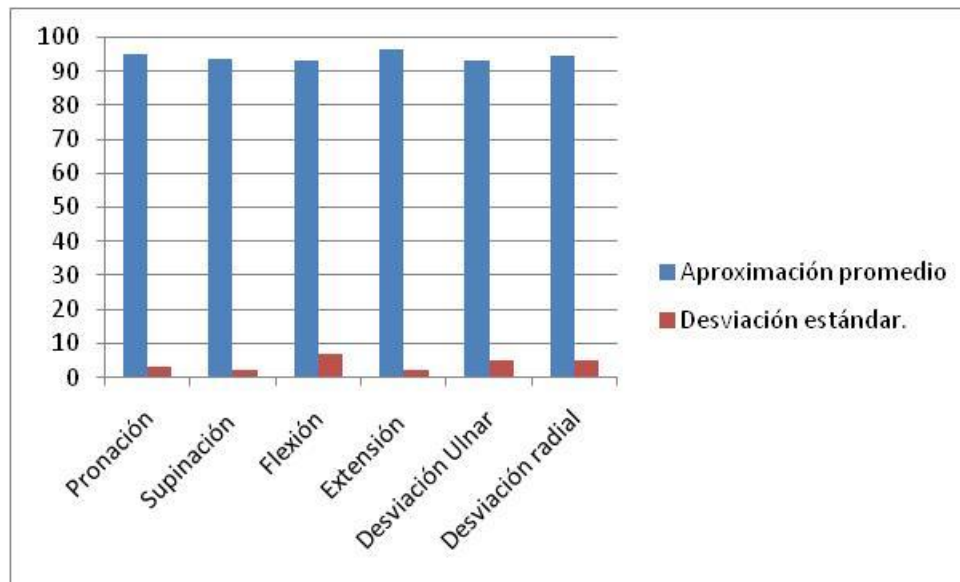


Figura 59. Comparación de las aproximaciones en cada movimiento usando modelos de tercer orden y movimientos con k2.

En las figuras 54 a 59, se presentó el porcentaje de ajuste de los modelos para cada orden evaluado y para cada fuerza en estudio. En ellas se puede destacar que el movimiento de flexión es el que presenta mayor porcentaje de ajuste cuando se ejerce una fuerza mayor (k1). De la misma manera para la fuerza con constante k2 (menor), el mayor porcentaje de ajuste promedio en la validación es

el movimiento de extensión. De igual forma, para cualquier orden evaluado, al realizar el análisis para la fuerza con k_2 se encuentra que los porcentajes de ajuste son mayores que para fuerza con k_1 . Por otro lado, los modelos de orden 3 representan más adecuadamente el sistema fuerza-EMG, ya que los porcentajes de ajuste en la validación son mayores que para orden 2 y 1; al evaluarse con la constante k_1 . No obstante, para la constante k_2 se puede representar el sistema EMG-fuerza, con un porcentaje de aproximadamente 90%, usando modelos de segundo y primer orden. Finalmente, se puede notar que las desviaciones calculadas al evaluar los porcentajes de ajuste del conjunto de los 8 sujetos, son pequeñas; esto indica que se puede tener un grado generalización del sistema fuerza-EMG, contrario a lo que se evidenció con el sistema Velocidad-EMG. (Ver anexo 6).

5. APORTES

En este apartado se muestra una sección de discusión donde se plantean los temas fundamentales observados en la presente investigación. De igual manera se plantean las conclusiones y recomendaciones a tener en cuenta para trabajos futuros.

5.1 DISCUSIÓN.

De acuerdo al esquema del problema planteado en la figura 2, la presente tesis de maestría se basó en el desarrollo de una metodología que permite clasificar el tipo de movimiento y la estimación de la fuerza y velocidad ejercida. Por tal motivo la discusión se divide en esos dos aspectos fundamentales (clasificación y estimación de variables).

5.1.1 Clasificación del tipo de movimiento.

Dentro de la clasificación se observaron diferentes comportamientos del clasificador, respecto al método de obtención de las características. En primera instancia se muestra a la biortogonal 2.2 al usar un segmento de EMG de 512 muestras en el primer nivel de descomposición, con el mayor porcentaje de clasificación, Este resultado puede verse en la tabla 2 y figura 34. Sin embargo, al evaluar para 16 muestras se muestran porcentajes de aciertos superiores al 90 %, que es un buen resultado, teniendo en cuenta los antecedentes del proyecto. Esto hecho es de interés ya que se está identificando el tipo de movimiento en los primeros 16 milisegundos, casi al mismo tiempo que se empieza a generar la contracción muscular [30]. Esto sugiere que al disponer de un hardware suficiente en términos de velocidad de respuesta, se pueden reproducir los tipos de movimientos casi instantáneamente en una estructura que lo permita.

Por otro lado, se observa que todas las wavelets estudiadas, proporcionaron porcentajes de acierto en la clasificación del movimiento, superiores al 85%, independientemente de la cantidad de muestras de la EMG y del nivel de descomposición (1 a 4) o resolución escogida (ver figura 35). Esto indica que en principio es posible clasificar con un buen nivel utilizando cualquier familia wavelet para la extracción de características. No obstante al aumentar la resolución (nivel de descomposición), se observa un decremento significativo en el porcentaje de aciertos (tablas 3 y 4; figuras 36 y 37). Lo anterior sugiere, que la inspección en bajas frecuencias con pocas muestras no es apropiada para la clasificación, lo que es de esperarse ya que la discriminación puede realizarse cuando los cambios entre clases son significativos.

Desde el punto de vista de la extracción de características usando Cepstrum, se puede ver que el mayor porcentaje de aciertos para la clasificación, se obtiene con 128 Muestras de la EMG y 128 puntos del espectro y 4 coeficientes Cepstrum (ver tabla 8 y figura 41). En este sentido, el mayor porcentaje de acierto corresponde al 94,21%, el cual es un buen nivel teniendo en cuenta los antecedentes de clasificación. No obstante el desempeño del clasificador es mejor usando wavelet que cepstrum (ver tablas 5 a 11 y figuras 38 a 44).

Por otro lado, se evidencia en las figuras 38 a 44 que al aumentar la resolución del cepstrum (aumentar la cantidad de coeficientes del cepstrum para obtener la envolvente del espectro), el porcentaje de aciertos disminuye drásticamente. Lo anterior obedece a que si se aumenta la cantidad de coeficientes, realmente se toma es el espectro total y no la envolvente del espectro. Esto por su parte dificulta la clasificación por la cantidad de información redundante. En este sentido, es importante destacar que el concepto de aumento de resolución para wavelets y cepstrum da un resultado similar (disminución del porcentaje de aciertos).

5.1.2 Estimación de variables-Identificación de los sistemas EMG-Velocidad y Fuerza- EMG.

En la sección 4.2 se mostraron los resultados de la identificación del sistema velocidad-EMG y fuerza-EMG, realizando la evaluación para cada sujeto y en cada condición (velocidad lenta y rápida, baja fuerza y mayor fuerza). En este orden de ideas, al observar las tablas 12 y 13 se puede ver que el movimiento de flexión muestra un mayor porcentaje de ajuste, cuando se evalúa el sistema EMG-Velocidad en cualquier condición (velocidad lenta o rápida).

Por otro lado para el sistema Velocidad-EMG, al evaluarse con una velocidad menor, se obtienen porcentajes de ajuste mayores que al evaluarse con velocidades mayores. Así mismo, al evaluarse el porcentaje de ajuste promedio de todos los sujetos evaluados, se observa que el movimiento de flexión proporciona un mejor ajuste. Esto puede darse ya que la masa muscular de los músculos flexores es mayor que la que interviene en los demás movimientos [51] y esto puede incidir en la EMG medida de dichos músculos y su relación con el movimiento. No obstante, en las tablas 14 a 19 y figuras 48 a 53, se puede ver que las desviaciones estándar son elevadas respecto de los valores promedio, esto indica que no se puede generalizar respecto al sistema Velocidad -EMG, tomando en consideración que la metodología para identificación de dicho sistema debe realizarse a cada sujeto por separado.

Con respecto al sistema Fuerza- EMG, en las figuras 54 a 59 puede verse que al realizarse la identificación del sistema aplicando una fuerza mayor, el mejor porcentaje de ajuste se obtiene en el movimiento de flexión. No obstante para una menor fuerza, se puede ver que el mayor porcentaje de ajuste se obtiene con el movimiento de Extensión.

Por otro lado, se pudo evidenciar que los porcentajes de ajuste mejoran cuando se ejerce una fuerza menor. Esto indica que a menor esfuerzo, mayor ajuste. Lo anterior es importante ya que en movimientos cotidianos las fuerzas ejercidas no son necesariamente grandes [51]. Así mismo, se pudo observar que se describe mejor el sistema EMG-Fuerza con modelos de tercer orden.

Por otro lado, al evaluar el porcentaje promedio de ajuste del sistema fuerza-EMG, se puede ver que las desviaciones estándar son menores que para el de velocidad. En este orden de ideas, se puede generalizar en cierta medida los modelos fuerza-EMG encontrados en la presente tesis, respecto a la cantidad de polos y ceros de los modelos calculados.

Adicionalmente, es importante tener en cuenta que en trabajos anteriores [18]-[22], se estudiaron tareas de agarre y no de movimientos de la mano asociados con los facilitados por la articulación de la muñeca. En este sentido cabe resaltar que los movimientos básicos estudiados por la presente tesis, son la base de los movimientos combinados usados en actividades cotidianas [51].

Por otro lado, en [14] se obtuvieron aproximaciones a partir del modelo de Hill, alrededor del 90 a 95%. Usando modelos neuronales para la aproximación en el movimiento de flexión de la muñeca. Es importante aclarar que la idea de la presente tesis fue obtener funciones de transferencia de bajo orden con el fin de tener una implementación física futura más fácil. Así mismo, en la presente tesis se muestran resultados que superan el 95% de aproximación y no solo para el movimiento de flexión. Así mismo, en [12] se estudió la condición de agarre usando identificación paramétrica con modelos de muy alto orden (de 5 a 18) comparado a los obtenidos en la presente tesis. Aunque cabe aclarar que el problema abordado en [12] difiere del correspondiente a la actual tesis de maestría, respecto al tipo de movimiento.

En el mismo contexto, el trabajo realizado por [24] mostró modelos basados en redes neuronales en los cuales se realizó predicción solo de la posición. Aunque el problema que se abordó en dicho trabajo contempla el estudio de 22 movimientos combinados de la mano, faltó estudiar velocidad y fuerza. No obstante, la predicción realizada por [24] muestra resultados entre 66 y 96 %, lo cual es aceptable por la complejidad de los movimientos combinados. Así mismo en [25] se realizó predicción de velocidad en 6 movimientos de la mano, usando redes neuronales artificiales. En este trabajo se usó la EMG pura como entrada, y la evaluación de la aproximación se basó en el cálculo del error relativo (valores máximos de los perfiles experimentales respecto a los máximos de los perfiles simulados). Aunque la aproximación mostrada por [25] fue de 89-92%, no son resultados muy adecuados ya que el error debe evaluarse en cada punto del perfil y estimar un promedio de dicha aproximación respecto a todos los puntos del perfil. Cabe resaltar que en la presente tesis de maestría se muestran aproximaciones promedio de 70- a 99 % dependiendo del sujeto y tipo de movimiento evaluado. Por otro lado en [26] se estudiaron los mismos seis movimientos pero se evaluó solo la fuerza. En [26] se obtuvieron funciones de transferencia de segundo orden con aproximaciones que van del 74% al 98%. Cabe destacar que en la presente tesis las aproximaciones se estiman en un promedio superior al 87% para modelos de segundo orden.

CONCLUSIONES.

Mediante la presente tesis de maestría se muestran los resultados de la aplicación de una metodología que permite clasificar el tipo de movimiento y estimar la velocidad y fuerza con que se realizan los movimientos estudiados, a partir de las mediciones realizadas experimentalmente a estas variables. Es importante tener en cuenta que la metodología se basó en el reconocimiento de patrones para la clasificación del movimiento, usando el razonamiento basado en casos y métrica euclidiana para la discriminación. En este sentido, se probó que es posible clasificar los seis movimientos estudiados con porcentajes de aciertos que superan los reportados en los antecedentes para el mismo fin.

Por otro lado, se mostró la capacidad de discriminación de las wavelets en comparación con la clasificación usando características cepstrum. En este sentido, se evidenció que las wavelets superan a los coeficientes cepstrales en términos del porcentaje de aciertos en la clasificación, al tomar como características el valor RMS, Pico máximo y promedio.

Así mismo, se probó la técnica de identificación de sistemas usando modelos de tiempo continuo de bajo orden, con ayuda de la herramienta `ident` de matlab. También se mostró que es posible identificar los sistemas Velocidad-EMG- y fuerza-EMG con buena precisión (porcentajes de ajustes superiores al 80% para velocidad y al 90% para fuerza). Por otra parte, se pudo evidenciar que el sistema fuerza-EMG puede ser más generalizable que el sistema velocidad-EMG. En consecuencia para la identificación del sistema Velocidad-EMG, tanto el orden como los parámetros pueden ser distintos.

Es importante destacar que para tener un alto grado de generalización respecto a las constantes y parámetros de cada función de transferencia obtenida, debe

realizarse un gran número de pruebas por sujeto. Aunque para el caso particular solo se realizaron 2 por cada individuo, los resultados muestran un alto porcentaje de ajuste de cada modelo. Por otro lado, el poder encontrar un modelo general entre sujetos, se deja como trabajo futuro.

Finalmente, con la realización de la presente tesis de maestría se aportó el algoritmo para clasificación del tipo de movimiento. Así mismo, la comparación de las características wavelets versus cepstrum, que no había sido reportada en la literatura consultada. De igual forma, se documenta el procedimiento de identificación para los sistemas fuerza- EMG y velocidad- EMG, en los movimientos básicos de la mano, así como los modelos obtenidos para ambos sistemas.

RECOMENDACIONES.

Cabe recordar que la metodología propuesta es para análisis fuera de línea. En este sentido, una mejora que se propone es ampliar el alcance de esta metodología para una implementación en tiempo real. Así mismo una de las principales motivaciones para la realización de la presente tesis, es la de poder controlar una prótesis mioeléctrica, por este motivo, al presentar los modelos de los sistemas Fuerza-EMG y velocidad-EMG para cada sujeto, se pueden diseñar compensadores que sirvan para ayudar a la corrección del error y ajuste de las salidas (fuerza y velocidad) de acuerdo con el valor deseado por el sujeto (ver figura 6).

Por otro lado, una contribución a este estudio, puede ser la de mejorar los porcentajes de acierto del algoritmo de clasificación usando alguna técnica adicional como puede ser redes neuronales o lógica difusa, o quizá una combinación de ambas. De la misma forma, se pueden incluir otras características y probar la capacidad de discriminación.

Adicionalmente, en la identificación de los sistemas Velocidad-EMG y Fuerza-EMG, no se tuvieron en cuenta las posibles variaciones que puedan tener los modelos al aplicar la misma fuerza pero con velocidad distinta o viceversa, ya que los sujetos a los que se les aplicó la prueba de fuerza y velocidad fueron distintos respectivamente. En este sentido, una prueba de interés es verificar la variación de parámetros en las funciones de transferencia obtenidas, cuando se alteran las condiciones de fuerza o velocidad en cada sistema. Es decir, evaluar la influencia de la velocidad en los parámetros del sistema Fuerza-EMG, para cada sujeto; así como evaluar la influencia de la fuerza en los parámetros de los modelos del sistema velocidad-EMG para cada sujeto.

Para finalizar, con el fin de establecer unas características estándar de la dinámica de los movimientos de la mano, se podría establecer a futuro un modelo general que permita estimar la fuerza y velocidad para cualquier sujeto con un alto grado de ajuste. En este sentido, se estaría dando un aporte importante, ya que esto permite reducir los tiempos de entrenamiento de los sujetos en el momento de usar prótesis mioeléctricas.

BIBLIOGRÁFIA

- [1]. Ljung, Lennart. System identification, PTR Prentice Hall, Engle wood Clifs, New Jersey 07632. 2003.
- [2]. L. Jack Bloom and Allen L. Cudworth " EMG Pattern Analysis and Classification for a Prosthetic Arm," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, pages 403 - 412 , june 1982.
- [3] Sukhan Lee and George N. Saridis " The control of a prosthetic arm by EMG pattern recognition ," Decision and Control, 1982 21st IEEE Conference , pages 336-344, Dec 1982.
- [4]. Akira Hiraiwa, Katsunori Shimohara, y Yukio Tokunaga . " EMG pattern analysis and classification by neural network", Systems, Man and Cybernetics, 1989. Conference Proceedings., IEEE International Conference, pages 1113 - 1115 vol.3 , 14-17 Nov. 1989 .
- [5]. Wen-Juh Kang, Jiue-Rou Shiu, Cheng-Kung Cheng, Jin-Shin Lai, "Cepstral coefficients as the new features for electromyography(EMG) pattern rrecognition ",Engineering in Medicine and Biology Society, 1993. Proceedings of the 15th Annual International Conference of the IEEE, pages 1143 – 1144, Oct 28-31, 1993.
- [6] Wen-Juh Kang Jiue-Rou Shiu Cheng-Kung Cheng Jin-Shin Lai Hen-Wai Tsao ,Te-Son Kuo , " The application of cepstral coefficients and maximum likelihood method in EMG pattern recognition [movements classification] " , : Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, pag 777 - 785 , Aug. 1995.

[7] Sang-Hui Park y Seok-Pil Lee, "EMG pattern recognition based on artificial intelligence techniques", Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on , pages 400 - 405 , 1998.

[8]. Jun-Uk Chu Inhyuk Moon Shin-Ki Kim Mu-Seong Mun , " Kirlangic, M.E. y Denizhan, Y. Hwang, " Control of multifunction myoelectric hand using a real-time EMG pattern recognition," Intelligent Robots and Systems, 2005. (IROS 2005). 2005 IEEE/RSJ International Conference , pages 3511 – 3516, 2-6 Aug. 2005.

[9]. Kyung Kwon Jung Joo Woong Kim Hyun Kwan Lee Sung Boo Chung Ki Hwan Eom , "EMG pattern classification using spectral estimation and neural network", SICE, 2007. Annual Conference, pages 1108 – 1111, 17-20 Sept. 2007.

[10]. León Vargas, Fabián Mauricio; Camacho Navarro, Jhonatan, "Diseño De Una Interfaz Electrónica Tipo Software Para El Reconocimiento De Patrones Emg Para Prótesis De Mano", Universidad Industrial de Santander, año 2008.

[11]. Tura, Andrea; Lamberti, Claudio; Davalli, Angelo; Sacchetti Rinaldo , " Experimental development of a sensory control system for an upper limb myoelectric prosthesis with cosmetic covering ", Journal of Rehabilitation Research and Development; Jan 1998.

[12]. Kumar, Parmod; Potluri, Chandrasekhar; Anugolu, Madhavi; Sebastian, Anish; Creelman, Jim; Urfer, Alex; Chiu, Steve; Naidu, Subbaram; Schoen, Marco P; "A Hybrid Adaptive Data Fusion with Linear and Nonlinear Models for Skeletal Muscle Force Estimation", 5th Cairo International Biomedical Engineering Conference Cairo, Egypt, December 16-18, 2010.

- [13]. Mobasser, Farid; Hashtrudi-Zaad, Keyvan; “Hand Force Estimation using Electromyography Signals”. Department of Electrical and Computer Engineering, Queen’s University, Kingston, ON, Canada. International Conference on Robotics and Automation, Barcelona, Spain, April 2005.
- [14]. Srinivasan, Haritha; Gupta, Sauvik; Sheng, Weihua; Chen, Heping; “Estimation of Hand Force from Surface Electromyography Signals using Artificial Neural Network ”. 10th World Congress on Intelligent Control and Automation; July, 6-8, 2012, Beijing,China.
- [15]. J. Naeem, Usama; Xiong, Caihua; A. Abdullah, Asaad; ” EMG-Muscle Force Estimation Model Based on Back-Propagation Neural Network”. School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2012.
- [16]. M. Colacino, Francesco; Rustighi, Emiliano; R. Mace, Brian; “An EMG-driven Musculoskeletal Model for the Estimation of Biomechanical Parameters of Wrist Flexors “.32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS Buenos Aires, Argentina, August 31 - September 4, 2010.
- [17]. Ziya. Arslana, Yunus; Arif . Adli, Mehmet; Akan, Aydin; Baris . Baslo, Mehmet; “Prediction of externally applied forces to human hands using frequency content of surface EMG signals”. computer methods and programs in biomedicine, 36–44, Elsevier Ireland , (2010) .
- [18]. Shanawaz. Mostafa, Sheikh; Ahmad, Mohiuddin; Md. Abdul Awae; “Clench Force Estimation by Surface Electromyography for Neural Prosthesis Hand”. International Conference on Informatics, Electronics & Vision, IEEE, 2012.

- [19]. KASUYA, Masahiro; SEKI, Masatoshi; KAWAMURA, Kazuya; G. FUJIE, Masakatsu; “Subtle grip force estimation from EMG and muscle stiffness-Relationship between muscle character frequency and grip force”. 33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS Boston, Massachusetts USA, August 30 - September 3, 2011.
- [20]. Hou, Wensheng; Jiang, Yingtao; Zheng, Jun; Zheng, Xiaolin; Peng, Chenglin; Xu, Rong; “Handgrip Force Estimation Based on a Method Using Surface Electromyography (sEMG) of Extensor Carpi Radialis Longus”. International Conference on Complex Medical Engineering, IEEE, 2007.
- [21]. Yang, Dapeng; Zhao, Jingdong; Gu, Yikun; Jiang, Li; Liu, Hong; “Estimation of Hand Grasp Force based on Forearm Surface EMG”. International Conference on Mechatronics and Automation , Changchun, China August 9 – 12, 2009.
- [22]. Nlandu .Kamavuako, Ernest; Farina, Dario; Yoshida, Ken; Jensen, Winnie; “Relationship between grasping force and features of single-channel intramuscular EMG signals”. Journal of Neuroscience Methods 185, 143–150 Elsevier B.V. (2009) .
- [23]. Lee, Jongho; Sato, Makoto; Wada, Yasuhiro; Koike, Yasuharu; “Extraction of motor primitive in consideration of arm posture, movement direction and velocity using Hidden Markov Model”. IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China, September 1-4, 2005.
- [24]. Muceli, Silvia; Farina, Dario; “Simultaneous and Proportional Estimation of Hand Kinematics From EMG During Mirrored Movements at Multiple Degrees- of-Freedom”. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, vol. 20, no. 3, may 2012.

[25] Delgado Velosa, Eusebio; Cordero Cardozo, Edinson Andrés; “Estimación De La Velocidad De Los Movimientos Básicos De La Mano, A Partir De Las Señales Electromiográficas Y Usando Redes Neuronales Artificiales”. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2010.

[26] Amado Duarte, Laura Yazmin; Pérez Gamboa, Oscar Eduardo; “Obtención Experimental De Funciones De Transferencia Que Relacionan La Fuerza Aplicada En Los Movimientos Básicos De La Mano Con La Actividad Electromiográfica Del Antebrazo”, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2010.

[27] J. R. Deller, J. G. Proakis y J. H. L. Hansen, "Discrete-Time Processing of Speech Signals", Mac Millan, N. Y., 1993.

[28] Bregón Anibal; Arancha Simón; Alonso Carlos; Pulido Belarmino; Moro Isaac; “Un sistema basado en casos para la clasificación de fallos en sistemas dinámicos “. Actas del III Taller de minería de Datos y aprendizaje TAMIDA 2005 PP 203-211, ISBN: 84-9732-449-8

[29]. Gómez Pérez, José de Jesús; González Quintana, Diana Marcela; “Evaluación de daños en tuberías, mediante Razonamiento Basado en Casos y procesamiento de señales con transformada Wavelet y MPCA”. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2010.

[30]. Arthur C. Guyton, “Tratado de Fisiología Medica”, quinta edición, Interamericana, México 1978.

[31]. Harold A. Romo, Esp., Judy C. Realpe, Ing., Pablo E. Jojoa, PhD. Universidad del Cauca “Análisis de Señales EMG Superficiales y su Aplicación en Control de Prótesis de Mano” Revista Avances en Sistemas e Informática, Vol. 4 No. 1 Junio de 2007, Medellín, ISSN 16577663.

- [32] Peter Konrad, The ABC of EMG ,A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography, Noraxon INC., Version 1.0 April 2005.
- [33] Hudgins B., Parker P., Scott RN., “New Strategy for Multifunction Myoelectric Control”, IEEE Trans Biomed Eng. Vol. 40, pp. 82-94, 1993.
- [34] Padovani, Jose, “Spectral envelope extraction by means of cepstrum analysis and filtering in Pure Data”, Unicamp-Brazil 2009.
- [35] Mallat S, " Zero-crossings of wavelet transform". IEEE Trans, inform. Theory, vol 37, 1991.
- [36] Meyer, Y. (1990), Ondelettes et opérateurs, Tome 1, Hermann Ed. (English translation: Wavelets and operators, Cambridge Univ. Press. 1993. (1984-2008 The MathWorks, Inc).
- [37] Camacho Navarro, Jhonatan; “Sistema Experto Para La Monitorización De Salud Estructural Mediante El Reconocimiento De Patrones: Adaptación Y Validación Numérica”. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2010.
- [38]. Yewguan SOO, Masao SUGI, Hiroshi YOKOI, Tamio ARAI, Rulin DU and Jun OTA, “Simultaneous measurement of force and muscle fatigue using frequency-band wavelet analysis”, 30th Annual International IEEE EMBS Conference Vancouver, British Columbia, Canada, August 20-24, 2008.
- [39]. Villarroya Aparicio, M. A, “Técnicas instrumentales de diagnóstico y evaluación en rehabilitación- Electromiografía cinesiológica”, Departamento de fisioterapia, Universidad de Zaragoza, 2005.

[40]. Ankrum, Dennis R, "Questions to ask when interpreting surface electromyography (SEM) research", Human factors research, Nova solutions Inc, Effingham Illinois USA, Proceedings of the IEA 2000 , HFES 2000 congress.

[41]. Fernández, Juliana M; Acevedo Rubén C., Tabernig Carolina b," Influencia De La Fatiga Muscular En La Señal Electromiográfica De Músculos Estimulados Eléctricamente", Escuela de Ingeniería de Antioquia, Medellín (Colombia), Revista EIA, ISSN 1794-1237 Número 7, p. 111-119. Junio 2007.

[42]. Ahmadi , Sirous ; . Sinclair , Peter J; Foroughi, Nasim ; Davis , Glen M. D, "Electromyographic activity of the biceps brachii after exercise-induced muscle damage", Discipline of Exercise and Sport Science, Faculty of Health Sciences, The University of Sydney, Australia , Journal of Sports Science and Medicine (2007).

[43]. Van Galen, GP; Muller, MLTM; Meulenbroek, RGJ; Van Gemmert, AWA, "Forearm EMG response activity during motor performance in individuals prone to increased stress reactivity", American Journal Of Industrial Medicine, 41 (5): 406-419 May 2002.

[44].Hidalgo Lozano ,A; Arroyo Morales M; Moreno Lorenzo C; Castro Sánchez ,A; "Dolor y estrés en fisioterapia algometría de presión ",Rev Iberoam Fisioter Kinesol 2006.

[45] Peter Konrad,The ABC of EMG ,A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography, Noraxon INC.,Version 1.0 April 2005.

[46] F. Brunetti, L. Bueno, A.F. Ruiz, and J.C.M.J.L. Pons, "Ruido en sistemas electromiográficos superficiales portátiles ,"2005, pp. 1-6.

[47] www.seniam.org “European Recommendations for Surface ElectroMyoGraphy” 2010.

[48] Departamento Administrativo Nacional de Estadística, “ Censo General 2005 – Nivel Nacional”. ISBN: 978-958-624.072.7.

[49] Gutiérrez Pulido, Humberto; De la Vara Salazar; Román; “Análisis y diseño de experimentos segunda edición, Mc graw Gil, México 2008.

[50] J. Ahonen, Kinesiología y anatomía aplicada a la actividad física, Editorial Paidotribo, 1997.

[51] Miralles Marrero, Rodrigo; Puig Cunillera, Misericordia; “Biomecánica clínica del aparato locomotor. Masson, Madrid 2000, pp 39-56; PP61-73.

ANEXOS

Anexo A. IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS.

La identificación de sistemas se refiere al estudio de técnicas que persiguen la obtención de funciones de transferencia a partir de mediciones u observaciones del proceso de estudio. El enfoque de la identificación se puede realizar en función de la estructura del modelo, y del comportamiento físico o no del mismo. Se pueden distinguir:

Black-box: los parámetros del modelo no tienen una interpretación física. Un modelo basado en leyes fundamentales es muy complicado o se desconoce.

Gray-box: algunas partes del sistema son modeladas basándose en principios fundamentales, y otras como una caja negra. Algunos de los parámetros del modelo pueden tener una interpretación física.

White-box: la estructura del modelo se obtiene a partir de leyes fundamentales. Los parámetros tienen una interpretación física.

Es importante destacar que la identificación de un sistema es un proceso iterativo en el cual se identifican modelos a partir de distintos conjuntos de datos de entrada y salida, seleccionando una estructura del modelo inicial, y comparando el comportamiento o desempeño del modelo encontrado respecto de los datos reales. Si los datos derivados del modelo aun no satisfacen un criterio de validación (porcentaje de aproximación definido por quien realiza la identificación), se deberá cambiar la estructura y volver a evaluar el desempeño del modelo hasta que el criterio de validación este satisfecho. El Proceso puede definirse por el diagrama de flujo mostrado en la figura A1.1

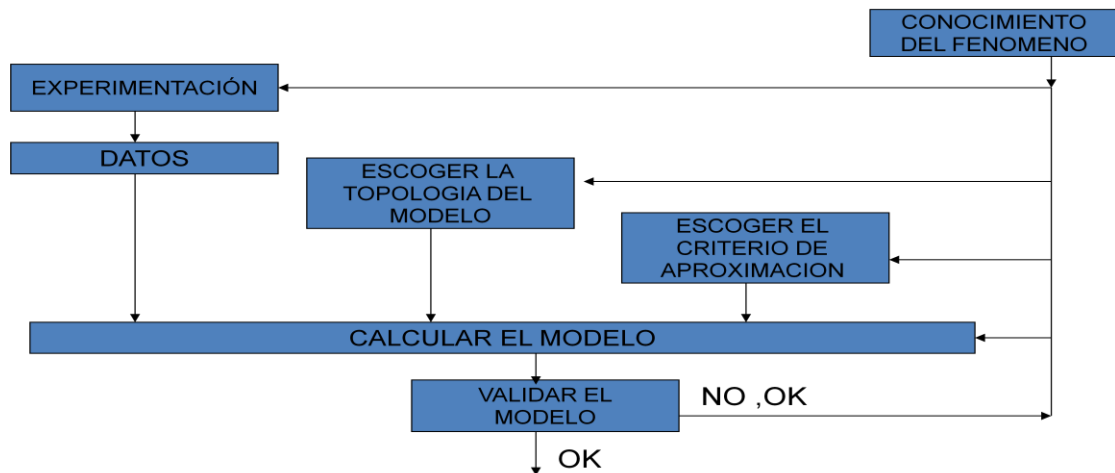


FIGURA A1.1. Diagrama de flujo del proceso de identificación.

Para definir las estructuras generales para la identificación de un sistema, es importante tener en cuenta la representación de sistemas LTI como se muestra a continuación:

El caso general para representar un modelo LTI se muestra en la figura A1.2. Aquí la salida del sistema se puede obtener mediante la ecuación 6.

$$y(k) = G(q) * u(k) + H(q) * e(k) \quad (6)$$

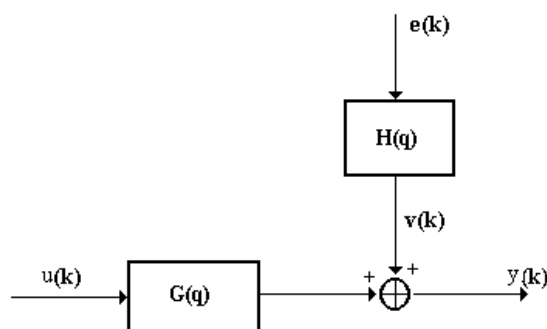


FIGURA A1.2. Estructura de un modelo LTI. Fuente [2].

En general para un sistema LTI, se puede según [1], realizar una representación como se muestra en la ecuación 1.

$$A(q)y(q) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}e(k) \quad (1).$$

Aquí tanto, A, B, F, C y D son polinomios en el dominio de q. Donde q se denomina el operador retardo. Para entender un poco lo que significa este operador se presentan las ecuaciones 2 y 3.

$$q u(t) = u(t + 1) \quad (2)$$

$$q^{-1} u(t) = u(t - 1) \quad (3)$$

Nótese que en las ecuaciones 2 y 3, el operador q, se expresa como un adelanto o atraso unitario de la señal u(t). Teniendo en cuenta lo anterior, se puede expresar de manera general el sistema LTI descrito por la figura 14 usando la ecuación 4.

$$y(kT) = G(q^{-1}, \theta)u(kT) + H(q^{-1}, \theta)e(kT) \quad (4)$$

Donde tanto G como H son funciones de q y Θ . En este caso, Θ corresponde al vector de parámetros que se deben estimar para la identificación. Según lo mencionado hasta aquí, los parámetros a estimar se pueden expresar como los polinomios de la ecuación 1.

Donde:

$$\begin{aligned} A(q) &= 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} = 1 + \sum_{i=1}^{n_a} a_iq^{-i} \\ B(q) &= b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} = \sum_{i=1}^{n_b} b_iq^{-i} \\ C(q) &= 1 + c_1q^{-1} + c_2q^{-2} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} = 1 + \sum_{i=1}^{n_c} c_iq^{-i} \\ D(q) &= 1 + d_1q^{-1} + d_2q^{-2} + \dots + d_{n_d}q^{-n_d} = 1 + \sum_{i=1}^{n_d} d_iq^{-i} \\ F(q) &= 1 + f_1q^{-1} + f_2q^{-2} + \dots + f_{n_f}q^{-n_f} = 1 + \sum_{i=1}^{n_f} f_iq^{-i} \end{aligned} \quad (5)$$

De la ecuación 11 se puede ver el conjunto de parámetros a estimar de acuerdo a la estructura seleccionada. Según [1], los modelos pueden clasificarse según su estructura en:

- FIR (respuesta finita al impulso). La estructura de respuesta finita al impulso (FIR), se basa en la distribución mostrada en la figura 15. Nótese que la señal de salida se obtiene como se muestra en la ecuación 6.

$$y = e + u * B(6)$$

Donde y es la salida del modelo u es la entrada y la señal e corresponde a una perturbación que se puede modelar como una señal aleatoria de ruido blanco. En la figura 15 puede verse la estructura en mención.

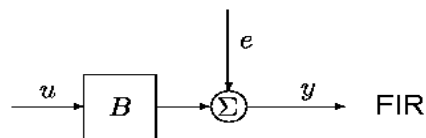


FIGURA A.13. Estructura de un modelo FIR. Fuente [2].

Nótese qué en éste caso para la estructura FIR,

$$A(q) = C(q) = D(q) = F(q^{-1}, \theta) = H(q^{-1}, \theta) = 1 \quad (7)$$

$$\text{y } G(q) = B(q)$$

- ARX (Autoregressive with eXternal input).

Una descripción de la estructura de polinomios ARX, se muestra en la figura A.1.4.

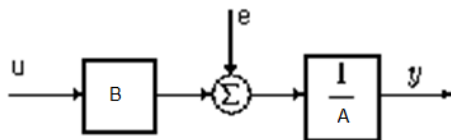


FIGURA A.1.4. Estructura de un modelo ARX. Fuente [1].

El diagrama de bloques mostrado en la figura A.1.4 puede describirse por medio de la ecuación 8.

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{1}{A(q)}e(k) \quad (8)$$

Donde:

$$C(q) = D(q) = F(q) = 1$$

- ARMAX (Autoregressive Moving Average with eXternal input).

La estructura ARMAX basa su comportamiento respecto al diagrama de bloques mostrado en la figura A.1.5.

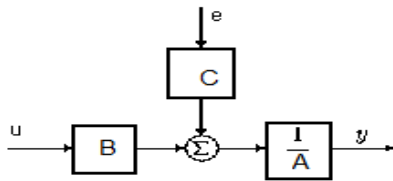


FIGURA A.1.5. Estructura de un modelo ARMAX. Fuente [1].

En este caso el sistema queda representado por la ecuación 9.

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{C(q)}{A(q)}e(k) \quad (9)$$

Donde:

$$D(q) = F(q) = 1$$

- OE. (Output Error)

La estructura de error a la salida se resume en el diagrama de bloques mostrado en la figura 18. Aquí se ve que la señal de error aplicada a la salida del sistema no

está ponderada, esto significa que se está asumiendo que la señal de error afecta la salida, sin modificaciones en componentes frecuenciales de la señal de error.

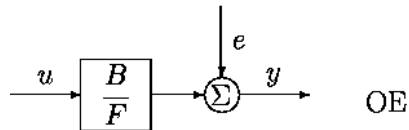


FIGURA A.1.6. Estructura de un modelo OE. Fuente [1].

La salida entonces se puede obtener mediante la ecuación 10.

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)} u(k) + e(k) \quad (10)$$

Donde:

$$A(q) = C(q) = D(q) = H(q^{-1}, \theta) = 1$$

y

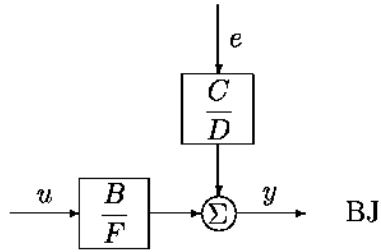
$$G(q) = \frac{B(q)}{F(q)}$$

➤ **BJ (Box Jenkins).**

La caja Jenkins, es una estructura que posee quizá la descripción más natural ya que en esta representación $G(q)$ y $H(q)$, son completamente diferentes. En este sentido, se puede decir que G y H no poseen parámetros comunes [1]. La anterior observación, muestra que la aproximación usando la caja Jenkins puede ser la mejor en términos de describir al sistema real. No obstante, el proceso de identificación se dificulta por tener una mayor cantidad de parámetros a estimar, comparándolo con los otros modelos. En el diagrama de bloques de la figura A.1.7 puede verse la representación de esta estructura.

FIGURA

Según la figura puede ser



BJ. Fuente [1].

Según la figura A.1.8, la salida de un modelo BJ se

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}e(k) \quad (11)$$

Donde:

$$A(q) = 1$$

y

$$G(q) \neq H(q)$$

➤ ProcessModel (Modelo de proceso en tiempo continuo)

La estructura de modelo de proceso en tiempo continuo se basa en la descripción del sistema mediante una función de transferencia en el dominio de Laplace, utilizando bajo orden. Dicha estructura describe el sistema utilizando el modelo $G(s)$ descrito por la ecuación 12.

$$G(s) = k \frac{(1+Tz*s)e^{-Td*s}}{s(1+Tp1*s)(1+Tp2*s)(1+Tp3*s)} \quad (12)$$

Aquí puede verse que el sistema puede ser hasta de tercer orden. La filosofía de utilizar modelos en tiempo continuo de bajo orden se basa en la concepción de poder tener una representación física, a futuro, de los parámetros involucrados en el modelo [1].

Por otro lado, se puede ver que los parámetros a estimar corresponden a Tz (ubicación del cero) Td (parámetro asociado al retardo del modelo) Tp1, Tp2 y Tp3 corresponden a las ubicaciones de los polos 1, 2 y 3 respectivamente. Así mismo, de la ecuación 12 puede verse que la estructura requiere de la estimación de un factor de ganancia K para el ajuste del modelo.

Es importante destacar que se ha presentado una función G (ecuación 12) cuyas singularidades se encuentran en el eje real. No obstante, se pueden obtener modelos de bajo orden con polos complejos conjugados (segundo orden), en cuyo caso la función de transferencia descrita por la ecuación 12 cambia a la descrita por la ecuación 13.

$$G(s) = k \frac{(1+Tz*s)e^{-Td*s}}{s(1+2\epsilon Tw*s+Tw*s^2)} \quad (13)$$

De la ecuación 13 puede verse que se Introducen dos parámetros distintos como son: ϵ y Tw, los cuales hacen referencia al factor de amortiguamiento y frecuencia natural de un sistema de segundo orden respectivamente.

En las ecuaciones 11 a 13 se ha incluido un integrador para el modelo general, sin embargo dicho integrador podría evitarse si el criterio de validación es satisfecho. En resumen, la estructura de modelo de proceso continuo de bajo orden se puede obtener a partir del cálculo de la sola ganancia, e ir incrementando la complejidad del modelo al añadir el cero, un polo, luego dos polos, tres polos; con retardo o sin retardo; hasta que el criterio de validación se satisfaga con la aproximación propuesta.

Es significativo tener en cuenta que para la identificación del sistema además de seleccionar la estructura se debe aplicar un criterio de búsqueda de los parámetros, el cual se conoce como criterio de aproximación [1]. Teniendo en cuenta lo anterior, a continuación se presenta una revisión de los conceptos

relacionados con el criterio de aproximación para el cálculo de los parámetros asociados al modelo.

Métodos de Búsqueda:

Dado un conjunto de N pares de medidas de entrada salida

$$\{y(k), u(k)\}_N$$

Y dada la estructura del modelo con parámetros desconocidos se debe encontrar el Θ_N que minimiza la función de la ecuación 20

$$J_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e^2(k, \theta) \quad (14)$$

Existen muchos métodos de búsqueda entre los que se encuentran los mínimos cuadrados (ecuación 20) así como Gauss-Newton, Gradiente y Levenberg-Marquardt.

Una vez seleccionada la estructura se debe proceder a encontrar los parámetros del modelo y finalmente la validación del mismo [1]. Para la validación, el procedimiento asociado es la validación cruzada que se basa en la obtención de la respuesta del modelo a partir de la aplicación de la entrada medida. Mediante la comparación (cálculo del error) de la salida simulada a partir del modelo y la salida real se obtiene una medición del grado de aproximación del modelo.

Anexo B. El presente anexo consta de la de la caracterización de las constantes tomado de [26].

La constante k_1 al igual que la constante k_2 son halladas por medio de la implementación de un experimento en el que se aplican los métodos de Hooke y Movimiento Armónico Simple (MAS) a dos diferentes tipos de resortes. Resorte 1 y 2 con el que se caracteriza la constante k_1 y resorte 3 y 4 para identificar la constante k_2 .

Ley de Hooke: $F = k \cdot x$

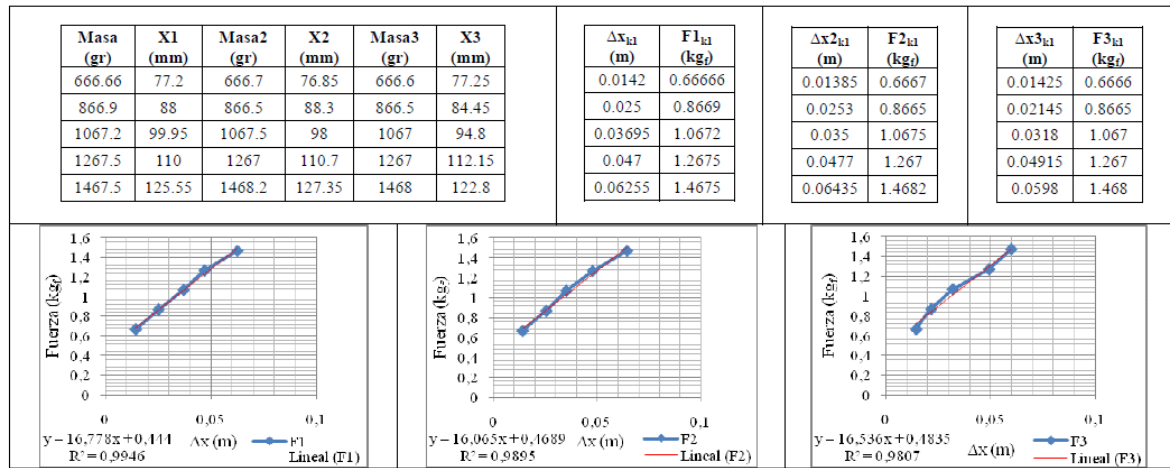
Donde k es la constante del resorte y x es la deformación del resorte

MAS: $T = 2\pi \sqrt{\frac{m}{k}}$

Donde T es el periodo de oscilación, m la masa del resorte y k la constante del resorte

Constante k_1 :

Método de Hooke aplicado a la estructura diseñada para la medición de la fuerza, es decir el conjunto formado por: las poleas, guayas y sistema de resortes (resorte 1 y 2 en paralelo).

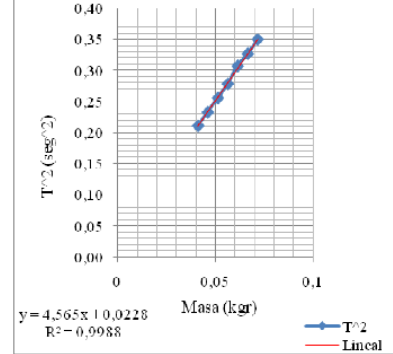
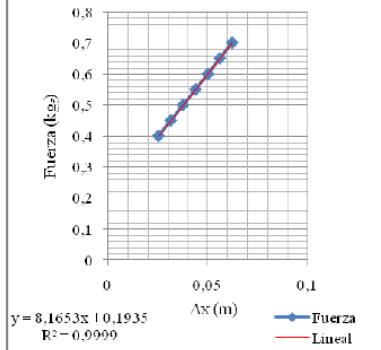


Movimiento Armónico Simple y método de Hooke resorte 1

Lectura	Masa (gr)	Elongación (mm)	T1 (seg)	T2 (seg)	T3 (seg)	T4 (seg)	T5 (seg)	T6 (seg)	Periodo Prom. (seg)	Masa (kgr)	T ² (seg ²)	Lectura	Elongación (mm)	Δx (m)	Fuerza (kg)
1	40,93877551	91,75	0,465	0,464	0,463	0,454	0,454	0,454	0,46	0,04	0,21	1	91,75	0,0254	0,4012
2	46,04081633	97,9	0,481	0,487	0,481	0,485	0,483	0,476	0,48	0,05	0,23	2	97,9	0,03155	0,4512
3	51,15306122	104	0,499	0,506	0,507	0,511	0,509	0,499	0,51	0,05	0,26	3	104	0,03765	0,5013
4	56,26530612	110,3	0,526	0,525	0,524	0,527	0,532	0,529	0,53	0,06	0,28	4	110,3	0,04395	0,5514
5	61,37755102	116,5	0,552	0,552	0,554	0,556	0,552	0,556	0,55	0,06	0,31	5	116,5	0,05015	0,6015
6	66,51020408	122,35	0,567	0,577	0,575	0,57	0,572	0,566	0,57	0,07	0,33	6	122,35	0,056	0,6518
7	71,64285714	128,6	0,591	0,595	0,591	0,587	0,585	0,596	0,59	0,07	0,35	7	128,6	0,06225	0,7021

k1 (kg/m)
Kt 8,6480
Ke 8,1653
8,4066

Kt=constante teórica (MAS).
Ke=constante experimental (Hooke)

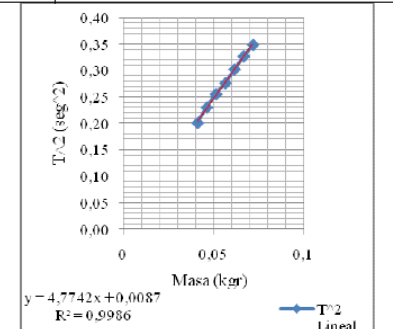
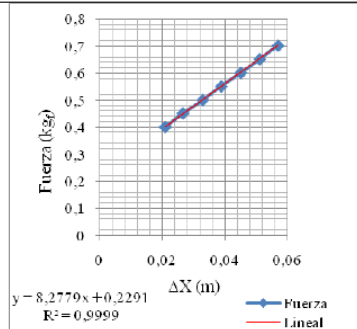


Movimiento Armónico Simple y metodo de Hooke resorte 2

Lectura	Masa (gr)	Elongación (mm)	T1 (seg)	T2 (seg)	T3 (seg)	T4 (seg)	T5 (seg)	T6 (seg)	Periodo Prom. (seg)	Masa (kgr)	T ² (seg ²)	Lectura	Elongación (mm)	Δx (m)	Fuerza (kg)
1	40,93877	89,15	0,447	0,451	0,452	0,449	0,447	0,445	0,45	0,04	0,20	1	89,15	0,0209	0,4012
2	46,04081	94,85	0,48	0,482	0,479	0,48	0,481	0,477	0,48	0,05	0,23	2	94,85	0,0266	0,4512
3	51,15306	101,2	0,506	0,507	0,509	0,501	0,508	0,501	0,51	0,05	0,26	3	101,2	0,03295	0,5013
4	56,26530	107,1	0,527	0,523	0,53	0,524	0,526	0,524	0,53	0,06	0,28	4	107,1	0,03885	0,5514
5	61,37755	113,4	0,552	0,553	0,546	0,545	0,55	0,553	0,55	0,06	0,30	5	113,4	0,04515	0,6015
6	66,51020	119,4	0,57	0,576	0,57	0,577	0,569	0,57	0,57	0,07	0,33	6	119,4	0,05115	0,6518
7	71,64285	125,25	0,595	0,591	0,585	0,595	0,587	0,591	0,59	0,07	0,35	7	125,25	0,057	0,7021

k1 (kg/m)
Kt 8,2691
Ke 8,2779
8,2735

Kt=constante teórica (MAS).
Ke=constante experimental (Hooke)



Anexo C. Validación del Sistema de Medición de Velocidad

Para validar el sistema de medición de velocidad basado en procesamiento de imágenes, se implementó un mecanismo que contenía dos puntos (leds), uno móvil y uno de referencia como se observa en la figura 9. Básicamente el sistema consta de un motor de corriente continua y un arreglo de engranajes con el fin de reducir la velocidad para efectos del muestreo de la cámara usada en la captura de las imágenes (30 fps) [12].

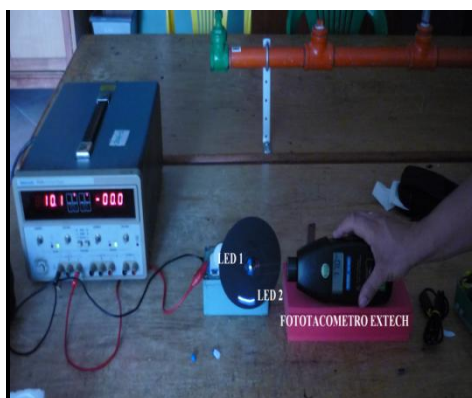


Figura A3.1. Montaje usado para la validación del sistema de medición de velocidad, en él, se evidencia el mecanismo usado (motor y engranes) y el instrumento patrón. Fuente: [25]

Una vez capturada las imágenes del motor en movimiento se procede a procesar dichas imágenes en el algoritmo creado en MATLAB. Es importante resaltar que en esta validación se utilizó como soporte o instrumento patrón un foto tacómetro digital (EXTECH INSTRUMENTS Modelo 461893) del laboratorio de electrónica, de la Universidad Industrial de Santander.

Se tomaron registros de velocidad simultáneos con el instrumento patrón (foto tacómetro) y el sistema de medición de velocidad diseñado. Estos registros se realizaron para diversas tensiones de alimentación aplicadas al mecanismo (motor y engranajes) para obtener velocidades en orden descendente a partir de

77 rpm. Con base en que los movimientos básicos de la mano (flexión/extensión, supinación/ pronación, etc.) se realizan a velocidades menores que esta deg/seg (33 rpm) [25] aproximadamente; por esta razón, el valor máximo se tomó en 77 rpm que es aproximadamente el doble de las velocidades a ser alcanzadas en los movimientos básicos.

La Figura A.3.2. Corresponde al error relativo de velocidad registrado frente al del dispositivo patrón (foto tacómetro) donde el error promedio es 1.9 %.

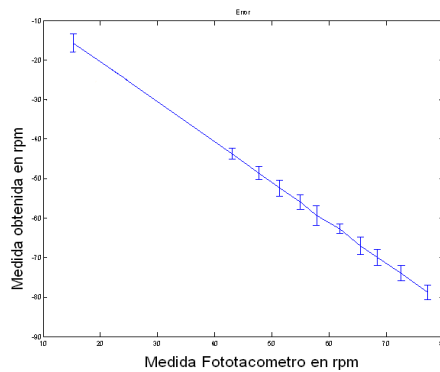


Figura A.3.2. Las barras verticales a lo largo de la recta representan el error relativo en ese punto. Fuente [12].

Anexo D. Aspectos Ergonómicos

Los siguientes aspectos ergonómicos se tuvieron en cuenta, para diseñar el protocolo de toma de datos. En primera medida, se mostrará los aspectos relacionados con el mecanismo de prono-supinación.

- Mecanismo de prono-supinación:

Con respecto a la amplitud de movimiento presente en el mecanismo de prono-supinación, se puede mencionar que de los casi 180° de movilidad entre la pronación y la supinación, son realmente necesarios 50° de supinación, de igual manera 50° de pronación para las actividades cotidianas [1]. En consecuencia según [1] se puede afirmar que:

- 1) Para leer un periódico se requieren 48° de pronación y -7° de supinación.
- 2) Para verter un recipiente se requieren 43° de pronación y 22° de supinación.
- 3) El acto de llevarse un tenedor a la boca requiere 51° de supinación y 10° de pronación.

Teniendo en cuenta lo anterior, se verifica que son suficientes 50° de pronación y 50° de supinación para realizar la mayoría de actividades cotidianas. También es cierto que para realizar la actividad de atornillar un individuo diestro realiza supinación y un zurdo pronación. De igual forma es importante destacar que, la potencia supinadora que se puede desarrollar es un poco mayor que la pronadora, Por tal motivo, los sujetos sometidos a esfuerzos repetidos de este tipo (atornillar-sujetos zurdos) pueden presentar fatiga.

Por otra parte, de acuerdo a [2] la posición del carpo y la mano repercute en el esfuerzo prono-supinador, por lo que el esfuerzo es mayor cuando la mano sujeta un instrumento y posee desviación cubital

- Puño:

Con respecto al movimiento de la articulación de la muñeca, se puede decir que de acuerdo con [3] ,solo se requieren 5° de flexión 6° de extensión , 7° de desviación radial y 6° de inclinación cubital, para realizar 125 actividades de la vida cotidiana , sin percibir esfuerzo aparente. De otro lado, en [4] se ha mostrado que la posición que adopta de manera general la gente al realizar la máxima fuerza se evidencia en la posición de 35° de extensión y 7° de desviación ulnar. No obstante esta posición aunque es apropiada para trabajos de fuerza, puede no ser ideal en otro tipo de movimientos (por ejemplo movimientos finos).

Con lo anterior se puede afirmar que la amplitud de movimiento para las actividades de la vida cotidiana es aproximadamente 11° de flexo-extensión y 13° de desviación radio-ulnar.

Para finalizar, es importante tener en cuenta que según lo mencionado anteriormente, las actividades de la vida cotidiana no exigen una amplitud de movimiento extensa, lo cual arroja un resultado importante a la hora de ubicar al sujeto para la realización de cada sesión de movimiento.

Referencias Bibliográficas.

- [1]. Miralles Marrero, Rodrigo C, Puig Cunillera, Misericordia, “Biomecánica clínica del aparato locomotor, primera edición, Masson, Madrid 2000.
- [2] Timm, W.N; O’ Driscoll, S.W; Jhonspon, M.E; “Functional comparison of pronation and supination strengths”, J Hand Ther 1993.

[3] Nelson, D.L, "Functional wrist motion. Hand Clin", 1997.

[4] O' Driscoll, S.W; Horti, E; Ness, R; Cahalan , T, Richards, RR; An K.N; " The relationship between wrist position , grasp size, and grip strengths", J. Hand Surg , 1992.

Anexo E. Tabla 2. Resumen de datos para las coiflets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 16 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	91,047	5,84
2	88,75	4,89
3	92,7	6,18
4	91,45	3,94
1	89,16	5,8
2	91,25	5,39
3	90,8	6,56
4	93,95	4,77
1	91,03	6,23
2	90,83	4,18
3	91,88	5,65
4	92,08	7,26
1	90	3,91
2	91,04	4,29
3	91,87	4,77
4	89,79	5,96

De la tabla 2 las primeras cuatro filas corresponden a la coiflet1, las cuatro siguientes corresponden a la Coiflet 2 y así sucesivamente hasta la coiflet4. En la figura 45 se puede ver el comportamiento del conjunto de datos respecto al porcentaje de aciertos.

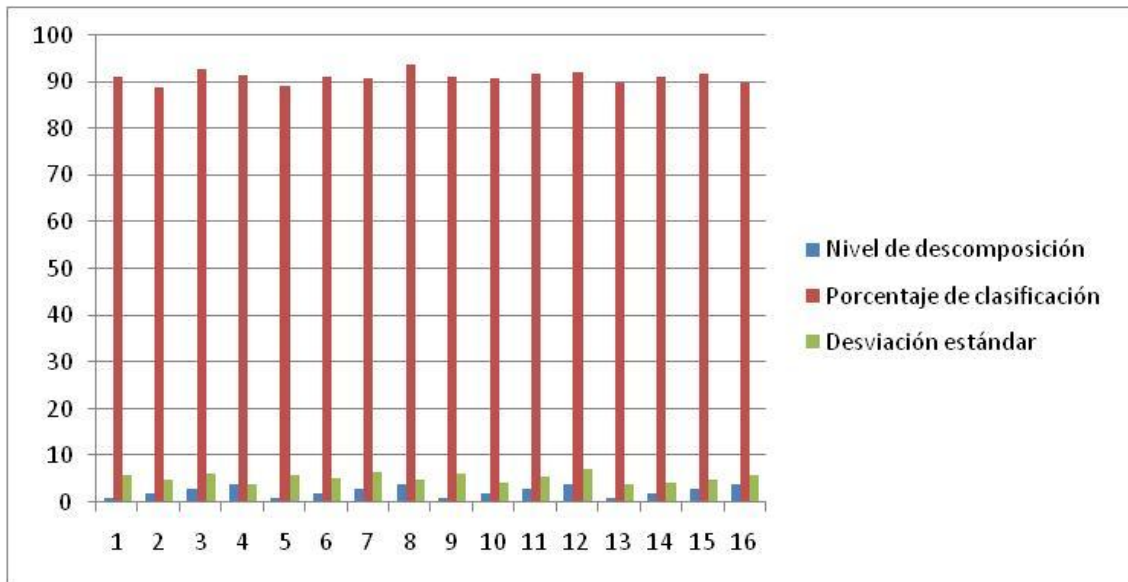


Figura 45. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Coiflet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de aproximación (1, 2,3 y 4), usando 16 muestras.

De la grafica 45 se puede notar que el mejor porcentaje de aciertos se obtuvo usando la Coiflet2 en el cuarto nivel de descomposición (Barra 8 en la figura 45).Así mismo, el menor porcentaje de aciertos se obtiene de la coiflet1 en el 2 nivel de descomposición.

A continuación se presenta la misma comparación pero usando 32 muestras de la señal EMG.

Tabla 3. Resumen de datos para las coiflets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clacificacion, usando 32 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje clasificación	de	Desviación estándar
1	90		6,25
2	91,04		5,28
3	90,62		6,81
4	91,66		7,27
1	90,41		5,25
2	90,37		6,35
3	89,17		6,1
4	88,95		5,95
1	89,79		7,82
2	91,04		8,02
3	90,2		5,77
4	87,5		7,02
1	89,17		6,53
2	90,62		6,46
3	89,58		5,96
4	91,88		6,12

En la figura 46, puede verse el comportamiento del porcentaje de aciertos respecto de la información correspondiente a los niveles de descomposición de las Coiflets (1, 2, 3 y 4).

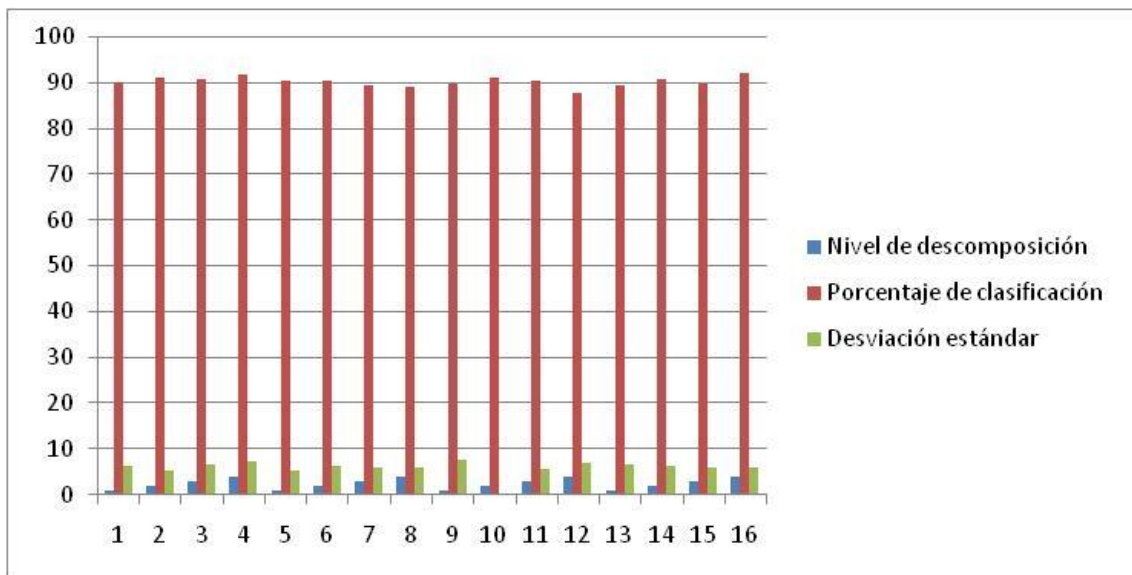


Figura 46. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Coiflet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 32 muestras.

En esta grafica puede verse que el mejor comportamiento respecto al porcentaje de aciertos se obtiene al usar la Coiflet 4 en el cuarto nivel de descomposición. No obstante, en esta situación se obtiene el menor porcentaje de aciertos en la clasificación en la coiflet3 en el cuarto nivel de descomposición.

Tabla 4. Resumen de datos para las coiflets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 64 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	de	Porcentaje de clasificación	de	Desviación estándar
1		88,54		7,13
2		94,37		4,53
3		90,8		6,71
4		90,83		5,33
1		92,78		6,03
2		91,87		6,69
3		91,04		5,28
4		89,38		6,41
1		93,54		6,82
2		92,08		5,04
3		92,91		5,42
4		90,42		5,91
1		91,45		4,58
2		92,29		6,08
3		91,45		3,16
4		90,2		5,94

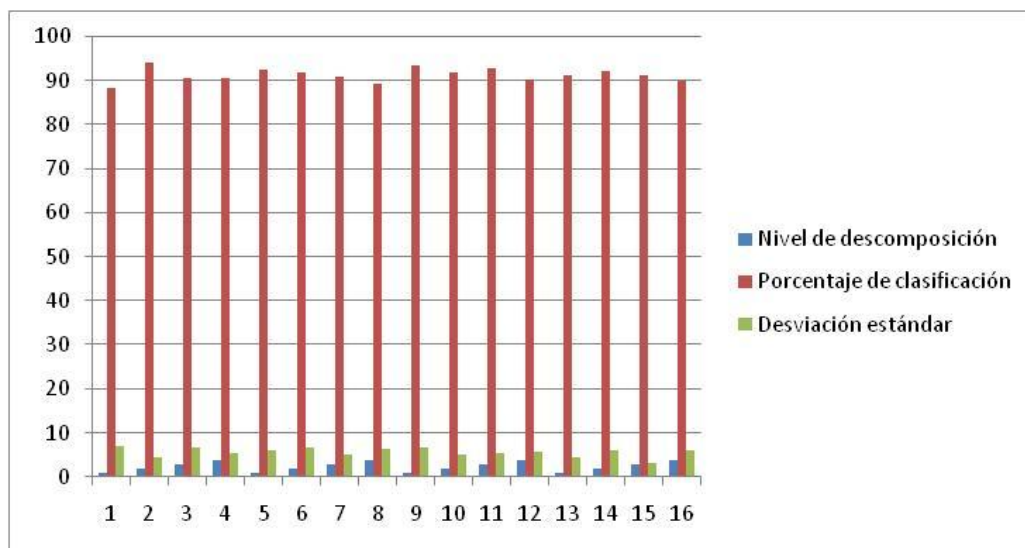


Figura 47. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Coiflet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 64 muestras.

En la figura 47, se observa que el mejor porcentaje de clasificación se obtiene con la coiflet1 en el segundo nivel de descomposición. Usando 64 muestras para el segmento EMG de análisis, el porcentaje menor en la clasificación se obtiene para la coiflet1 en el 1 nivel de descomposición

Tabla 5. Resumen de datos para las coiflets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 128 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	92,08	7,75
2	91,25	5,72
3	89,17	3,92
4	88,95	6,38
1	93,13	4,73
2	92,91	5,59
3	89,58	6,41
4	89,17	5,79
1	93,96	4,57
2	91,45	5,65
3	92,08	6,61
4	91,04	4,29
1	93,52	3,94
2	90,83	5,67
3	89,17	5,13
4	91,04	6,66

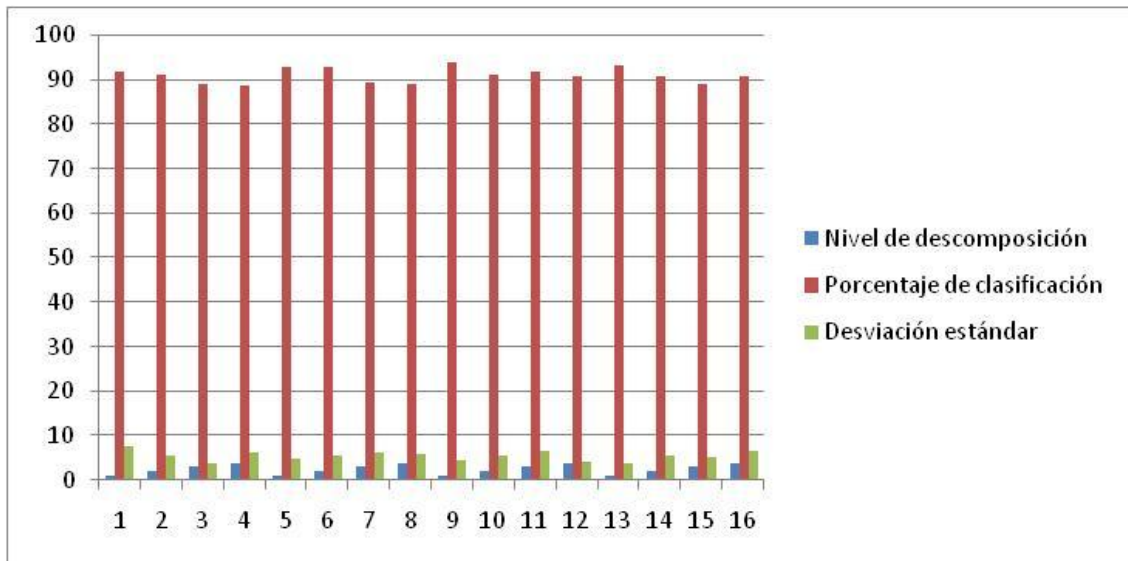


Figura 48. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Coiflet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 128 muestras.

De la figura 48 puede verse ya que en el caso de 128 muestras, los mejores porcentajes de clasificación se obtienen para la coiflet3 en el primer nivel de descomposición. Así mismo el menor porcentaje de clasificación se obtiene en esta oportunidad para la coiflet1 en el cuarto nivel de descomposición.

Tabla 6. Resumen de datos para las coiflets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 256 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90,41	6,21
2	91,04	5,93
3	91,25	4,46
4	87,91	6,18
1	89,34	6,41
2	90,63	7,26
3	91,67	6,34
4	92,08	5,04
1	91,87	4,96
2	93,33	5,13
3	91,04	5,11
4	90,83	4,98
1	90,83	4,79
2	91,66	4,27
3	88,95	3,88
4	89,79	4,96

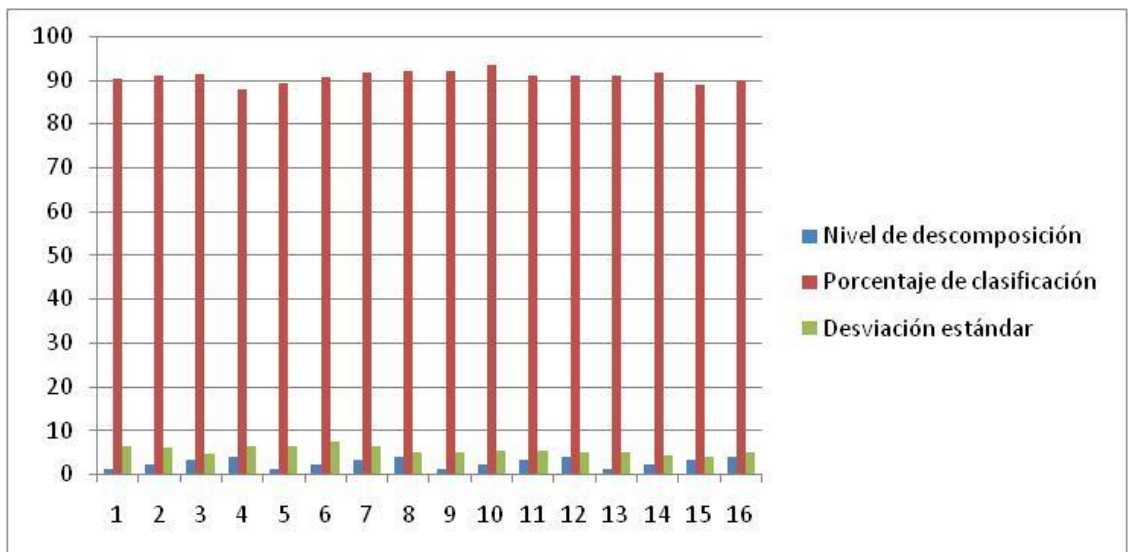


Figura 49. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Coiflet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 256 muestras.

En la figura 49, usando un segmento EMG de 256 muestras, puede verse que el mayor porcentaje de clasificación se obtiene para la coiflet 3 en el segundo nivel de descomposición. Por el contrario, el menor porcentaje de clasificación se obtiene para la coiflet1 en el cuarto nivel de descomposición.

Tabla 7. Resumen de datos para las coiflets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 512 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	94,2	3,72
2	92,5	5,16
3	90	5,64
4	90,83	4,19
1	92,91	4,89
2	91,25	5,72
3	94,02	5,78
4	88,13	5,11
1	95,4	3,7
2	93,54	5,48
3	89,79	6,68
4	88,13	6,53
1	94,8	4,19
2	93,13	5,45
3	92,92	4,08
4	89,17	7,57

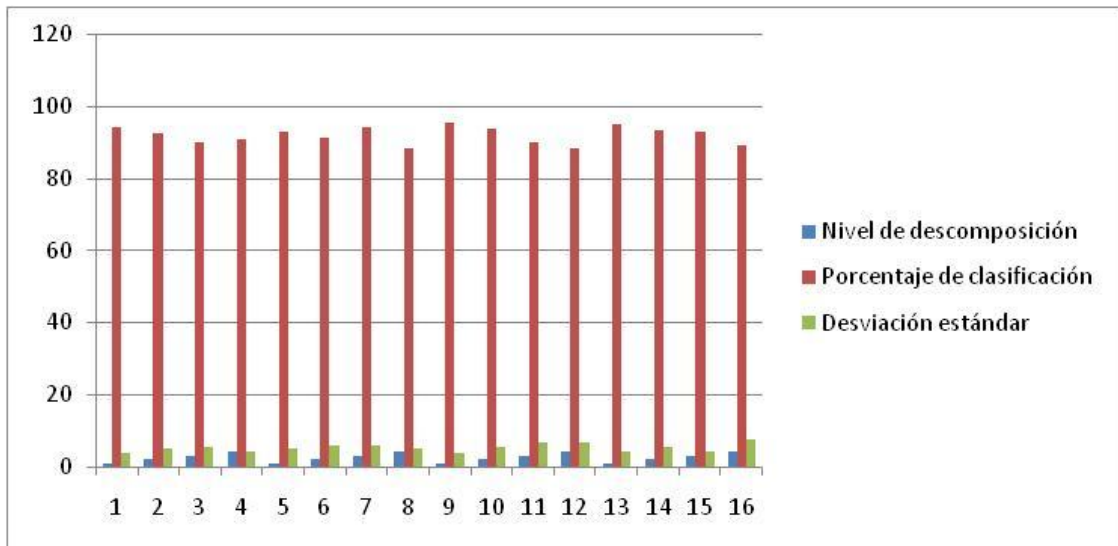


Figura 49. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Coiflet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 512 muestras.

En esta grafica puede verse el comportamiento característico a medida que aumenta el número de muestras. Es decir, a medida que se aumenta la resolución el porcentaje de aciertos disminuye, esto es independiente del tipo de coiflet aplicada (1,2,3 o 4).

Tabla 8. Resumen de datos para las coiflets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando las 1024 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	93,95	4,16
2	92,08	8,1
3	88,33	7,95
4	89,17	6,39
1	92,71	4,86
2	90,2	9,19
3	92,3	4,83
4	87,5	5,23
1	91,88	5,32
2	91,66	5,06
3	90,83	6,98
4	87,5	6,48
1	94,53	4,71
2	94,16	5,95
3	93,13	6,08
4	91,04	4,92

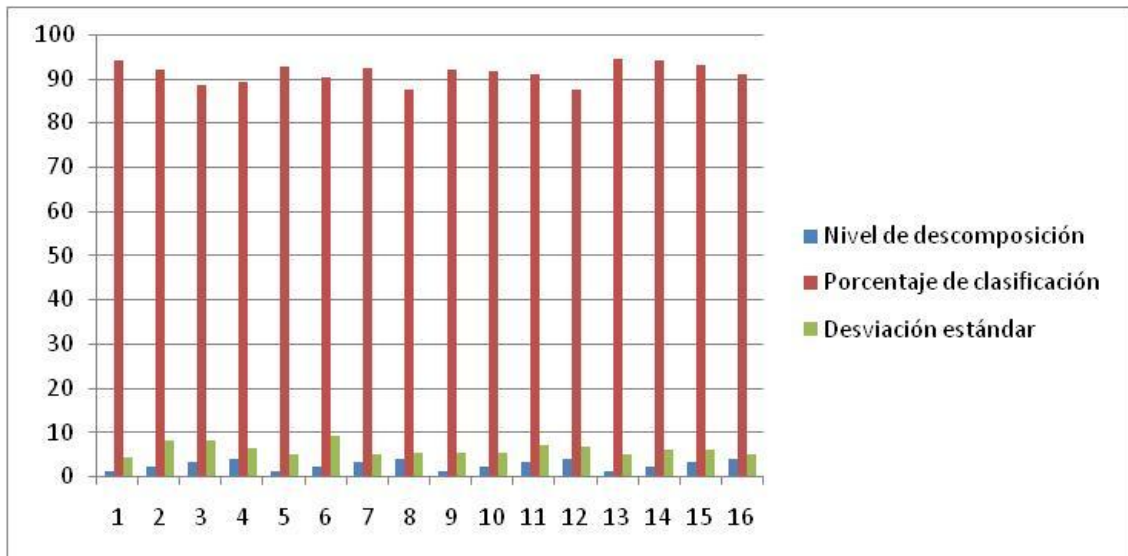


Figura 50. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Coiflet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 1024 muestras.

De la figura 50, se puede observar que a medida que aumenta el nivel de descomposición, disminuye el porcentaje de clasificación. Es importante destacar que esto ocurre a medida que se aumenta la cantidad de muestras del segmento de la EMG. Es decir, después de 256 muestras en adelante se percibe este mismo comportamiento. No obstante en general se obtienen los mayores porcentajes de clasificación para segmentos con menor cantidad de muestras (ver figuras 45-47).

Hasta el momento se han presentado los resultados de clasificación para las coiflet 1, 2, 3 y 4. Aunque los porcentajes de aciertos son bastante buenos (mayores al 90% en general), es de interés evaluar otra familia wavelet para establecer criterios de comparación que permitan seleccionar la wavelet madre que mejor desempeño tiene respecto al porcentaje de clasificación.

Por tal motivo, a continuación se presenta el resumen de la aplicación de la familia Symlet (1, 2,3 y 4) utilizando la misma metodología que para las coiflets.

Tabla 9. Resumen de datos para las Symlets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 16 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	89,37	5,81
2	92,71	4,46
3	91,66	4,87
4	87,29	5,48
1	89,37	7,72
2	89,32	4,57
3	91,25	4,66
4	91,04	6,08
1	90	6,11
2	87,92	5,04
3	89,17	6,81
4	92,29	5,45
1	88,96	4,92
2	90	5,64
3	91,88	4,16
4	92,5	5,83

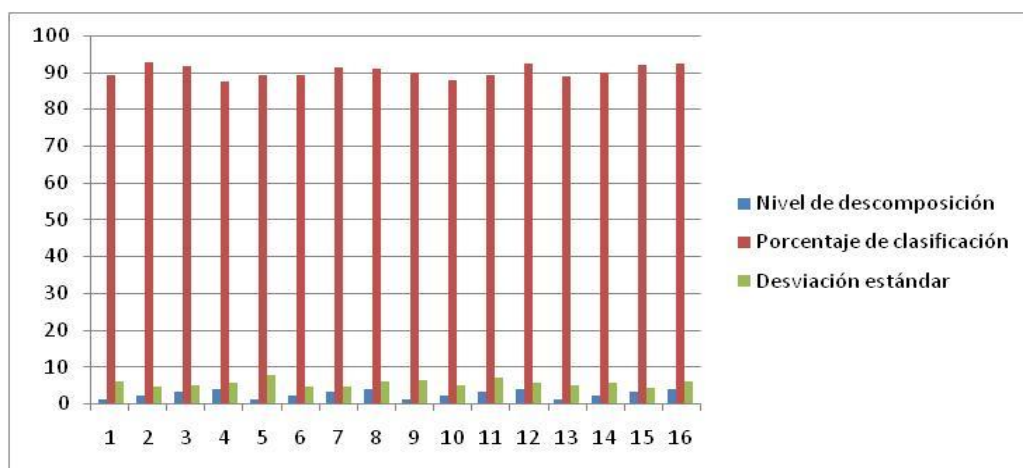


Figura 51. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Symlet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 16 muestras.

De la figura 51 puede verse que el mayor porcentaje de clasificación se obtiene con la symelt1 en el segundo nivel de descomposición. Así mismo, se puede notar que el comportamiento en los distintos niveles de descomposición así como en las distintas symlet (1, 2,3 y 4) es muy similar y por encima del 90% en los aciertos.

Tabla 10. Resumen de datos para las Symlets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 32 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90,42	5,75
2	91,2	5,41
3	88,75	5,75
4	88,13	6,79
1	90,41	7,29
2	93,33	6,53
3	90	7,2
4	87,92	6,46
1	91,67	3,3
2	90	7,45
3	92,29	6,79
4	89,94	6,82
1	91,66	6,34
2	88,75	7,65
3	88,54	5,03
4	88,33	4,79

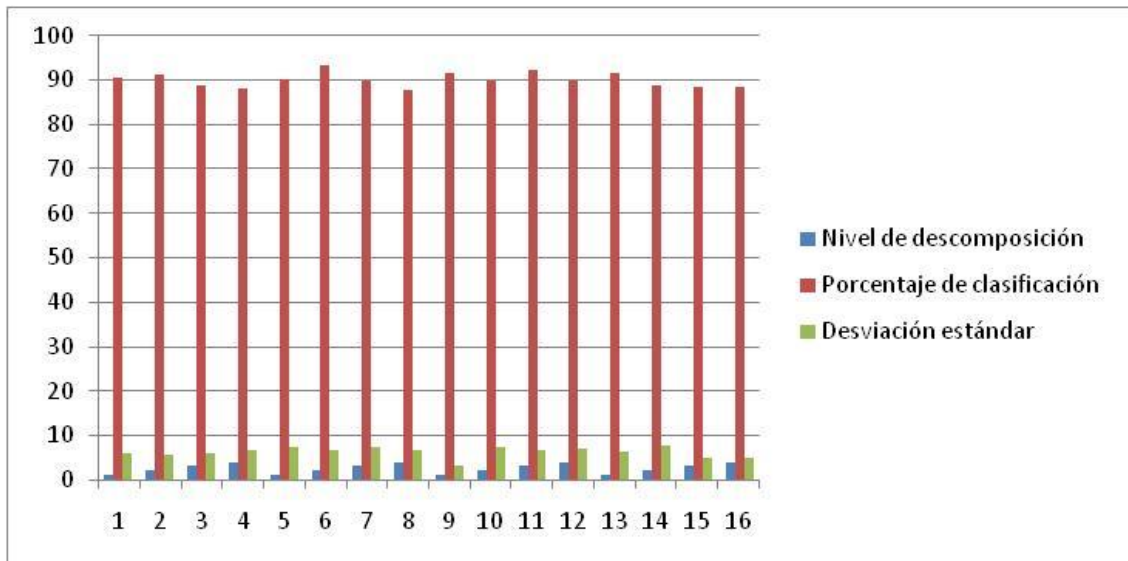


Figura 52. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Symlet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 32 muestras.

En la figura 52, puede observarse el mismo comportamiento descrito por la figura 51. Sin embargo, el mejor porcentaje de clasificación se obtiene para la Symlet2 en el segundo nivel de descomposición y el menor porcentaje de aciertos para el segmento de EMG de 32 muestras corresponde a la Symlet 3 en el primer nivel de descomposición.

Tabla 11. Resumen de datos para las Symlets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 64 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90,63	6,03
2	94,2	5,71
3	91,04	5,93
4	90,83	7,6
1	92,71	5,22
2	91,88	5,96
3	88,75	7,29
4	91,66	6,19
1	90,83	5,16
2	92,92	6,91
3	94,65	4,16
4	89,79	5,96
1	90,2	5,78
2	90,42	6,9
3	91,05	9,48
4	88,75	5,25

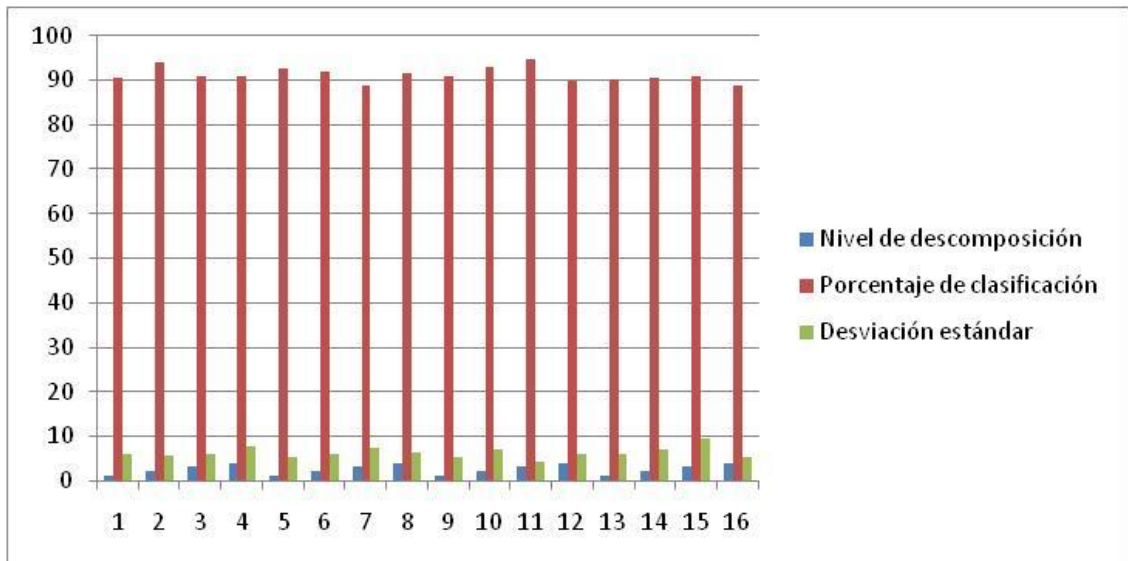


Figura 53. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Symlet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 64 muestras.

En la figura 53 se puede observar que para un segmento EMG de 64 muestras existe un comportamiento que es uniforme independiente del tipo de symlet (1, 2,3 y 4) así como del nivel de descomposición aplicado (1, 2, 3 y/o 4).

Tabla 12. Resumen de datos para las Symlets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 128 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90,63	5,21
2	92,08	5,04
3	93,13	6,66
4	91,25	4,03
1	90,83	5,16
2	92,5	5,67
3	91,25	6,18
4	90	6,25
1	92,71	4,46
2	92,5	5,51
3	90,42	5,07
4	90,63	5,22
1	94,5	5,16
2	90,21	6,92
3	87,92	6,42
4	90,2	5,93

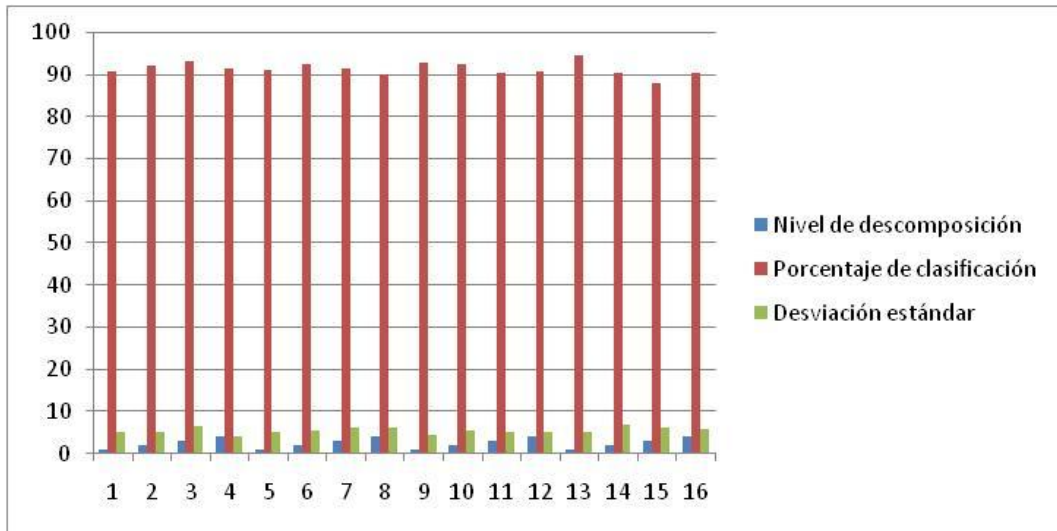


Figura 54. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Symlet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 128 muestras.

De la figura 54, se puede percibir que el comportamiento de todas las symlets evaluadas (1, 2, 3 y 4) en los niveles de descomposición aplicados (1, 2, 3 y 4), presentan un comportamiento uniforme respecto al porcentaje de aciertos para un segmento EMG de 128 muestras. Sin embargo, se puede observar que el mayor porcentaje de clasificación se obtiene al usar Symlet4 en el primer nivel de descomposición.

Tabla 13. Resumen de datos para las Symlets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 256 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90	5,95
2	90,83	5,51
3	91,66	5,24
4	89,38	5,48
1	91,25	7,87
2	90,25	6,18
3	87,92	4,85
4	87,83	6,26
1	90,63	6,02
2	90,42	4,89
3	89,58	7,21
4	91,25	6,32
1	93,33	4,96
2	90,42	6,91
3	88,95	6,08
4	88,54	5,21

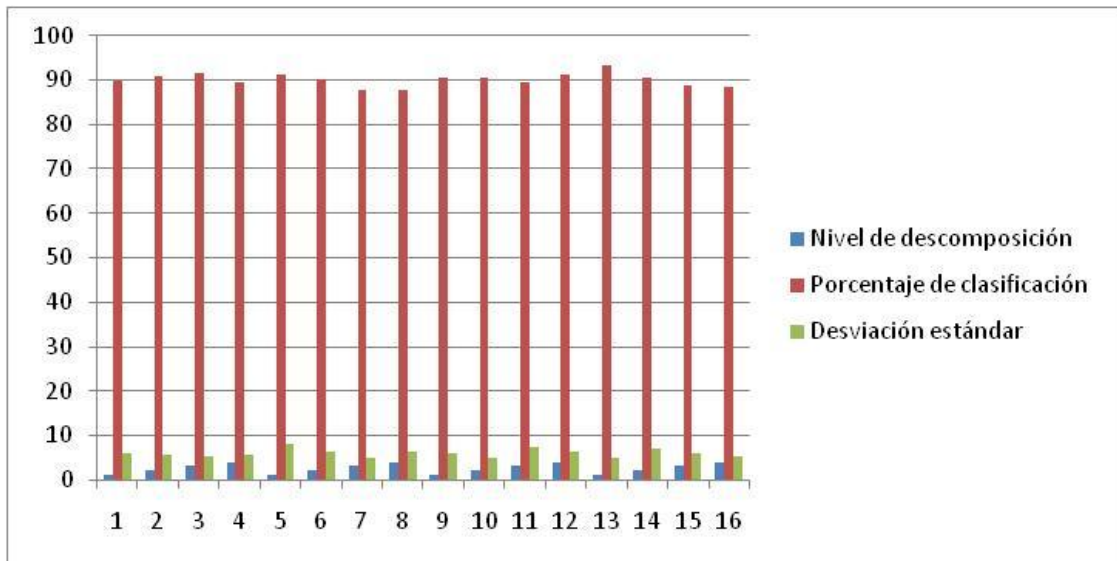


Figura 55. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Symlet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 256 muestras.

En la figura 55 puede verse el comportamiento de decrecimiento del porcentaje de clasificación en la medida que aumenta el nivel de descomposición (1, 2, 3 y 4), para las distintas symlets (1, 2, 3 y 4). Es importante destacar que para las coiflets ocurrió lo mismo para segmentos de EMG mayores de 256 muestras.

Por otro lado, en la figura 55 puede de todas formas apreciarse que el mayor porcentaje de clasificación es proporcionado al aplicarse symlet4 en el primer nivel de descomposición.

Tabla 14. Resumen de datos para las Symlets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 512 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	de	Desviación estándar
1	92,08		6,03
2	92,5		5,98
3	91,04		5,28
4	91,25		6,18
1	92,29		4,73
2	94,79		4,24
3	94,38		5,45
4	91,04		7,18
1	92,5		4,98
2	90,2		6,66
3	91,04		6,23
4	88,95		7,43
1	92,92		6,49
2	94,16		4,98
3	91,88		5,65
4	91,88		6,54

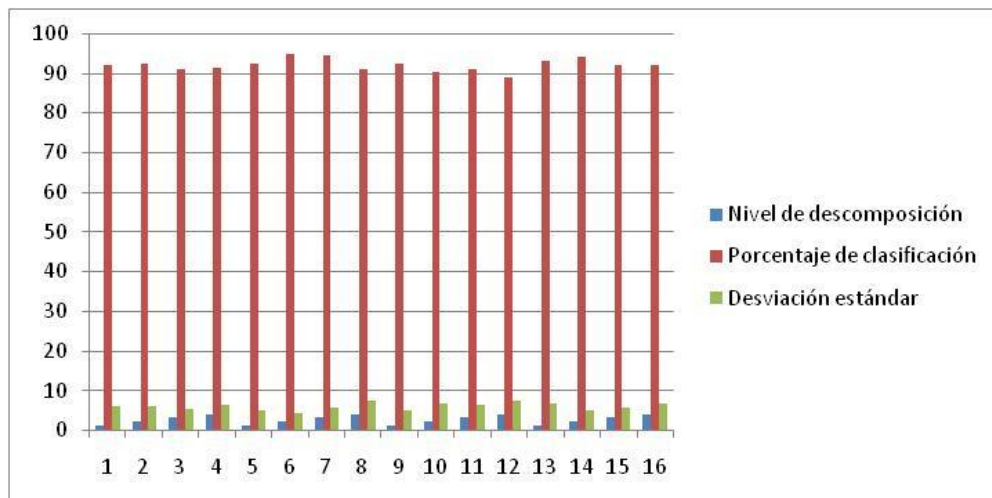


Figura 56. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Symlet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 512 muestras.

En la figura 56, se puede observar que el mayor porcentaje de clasificación se obtiene usando Symlet 2 en el segundo nivel de descomposición. Así mismo el menor porcentaje de aciertos se obtiene con la symlet 3 en el cuarto nivel de descomposición.

Tabla 15. Resumen de datos para las Symlets (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 1024 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	91,66	5,05
2	92,08	6,03
3	93,13	5,11
4	89,58	6,41
1	93,13	6,52
2	91,67	6,62
3	93,13	4,12
4	91,04	6,92
1	92,29	4,73
2	92,3	5,11
3	88,33	7,59
4	91,46	4,96
1	93,96	3,69
2	90,83	4,98
3	91,88	5,32
4	91,87	6,11

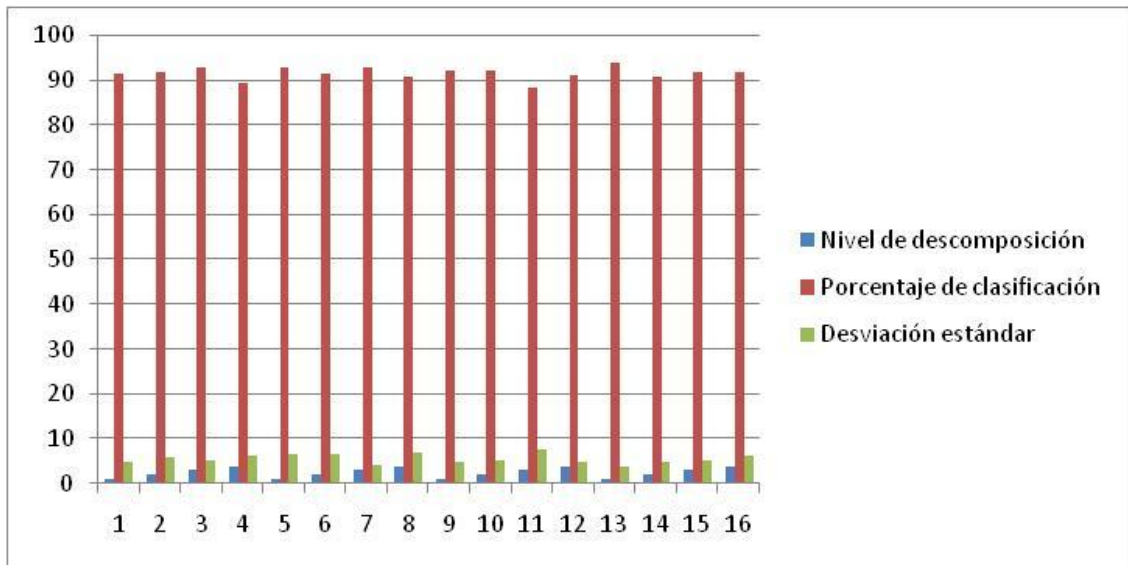


Figura 57. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Symlet (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 1024 muestras.

De la figura 57 puede verse que el mayor porcentaje de aciertos se obtiene al aplicar symlet 4 en el primer nivel de descomposición. De igual forma, se evidencia que el menor porcentaje de acierto se obtiene con la symlet 3 en el tercer nivel de descomposición.

Tabla 16. Resumen de datos para las Deubechies (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 16 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	88,33	7,23
2	90,83	5,16
3	88,13	6,66
4	89,71	5,31
1	93,75	3,44
2	91,04	6,53
3	88,75	6,06
4	88,54	5,04
1	90,21	6,53
2	90,2	3,64
3	89,79	6,95
4	89,58	4,97
1	89,79	5,14
2	91,25	4,46
3	91,66	5,06
4	93,33	5,64

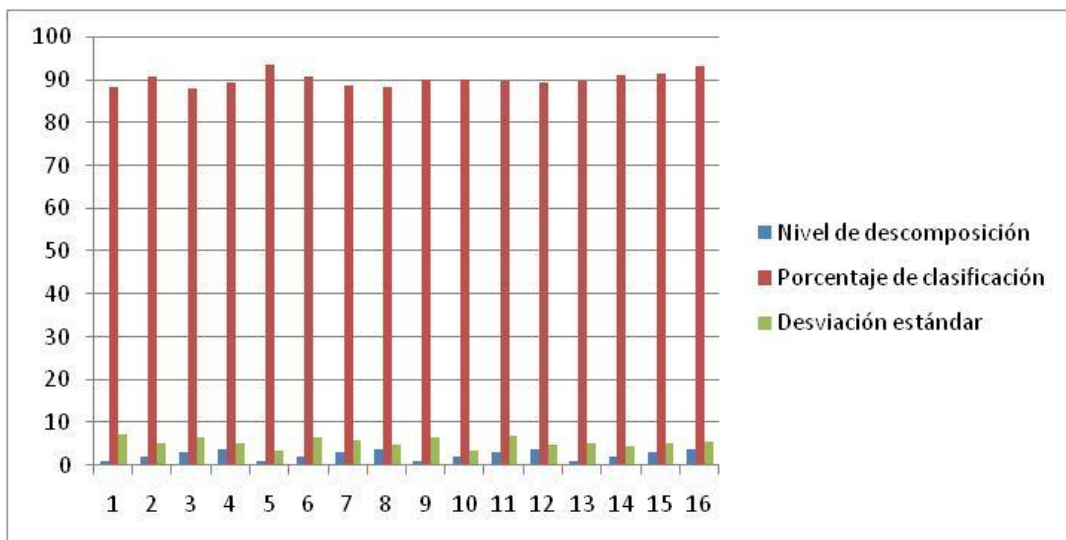


Figura 58. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Daubechies (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 16 muestras.

De la figura 58 se puede notar que el mayor porcentaje de aciertos en la clasificación se obtiene para Deaubechies 4 en el cuarto nivel de descomposición. Sin embargo el menor porcentaje de aciertos en la clasificación se obtiene usando Deaubechies1 en el tercer nivel de descomposición.

Tabla 17. Resumen de datos para las Deubechies (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 32 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90	7,45
2	90,63	6,18
3	88,33	6,57
4	90,21	5,94
1	90	5,13
2	90,63	5,72
3	91,25	4,85
4	90,83	5,34
1	90,21	5,78
2	90,83	6,14
3	88,96	4,33
4	91,66	6,34
1	89,17	5,64
2	91,46	5,48
3	91,46	6,82
4	90,63	4,86

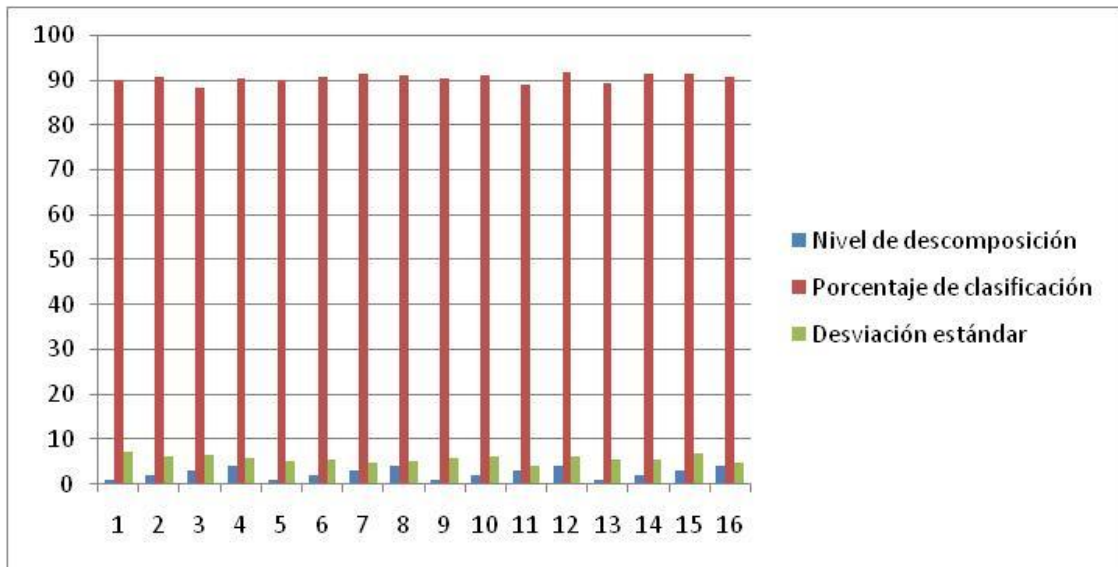


Figura 59. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Deubechies (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 32 muestras.

De la figura 59, se ve que usando 32 muestras para el segmento de EMG , el resultado es uniforme respecto al porcentaje de aciertos en la clasificación , en relación con la familia de wavelets usada (Deaubechies 1,2,3 y 4) y los niveles de descomposición. Sin embargo, el mayor porcentaje de aciertos se puede distinguir con la Deaubechies 3 en el cuarto nivel de descomposición.

Tabla 18. Resumen de datos para las Deubechies (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 64 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	91,67	6,19
2	92,29	6,38
3	91,25	6,61
4	91,88	7,09
1	91,04	6,66
2	91,1	6,08
3	89,34	5,48
4	91,46	6,26
1	92,71	5,55
2	90,83	5,36
3	94,83	4,27
4	93,54	4,37
1	90,62	6,03
2	92,71	4,03
3	91,46	6,12
4	91,88	6,4

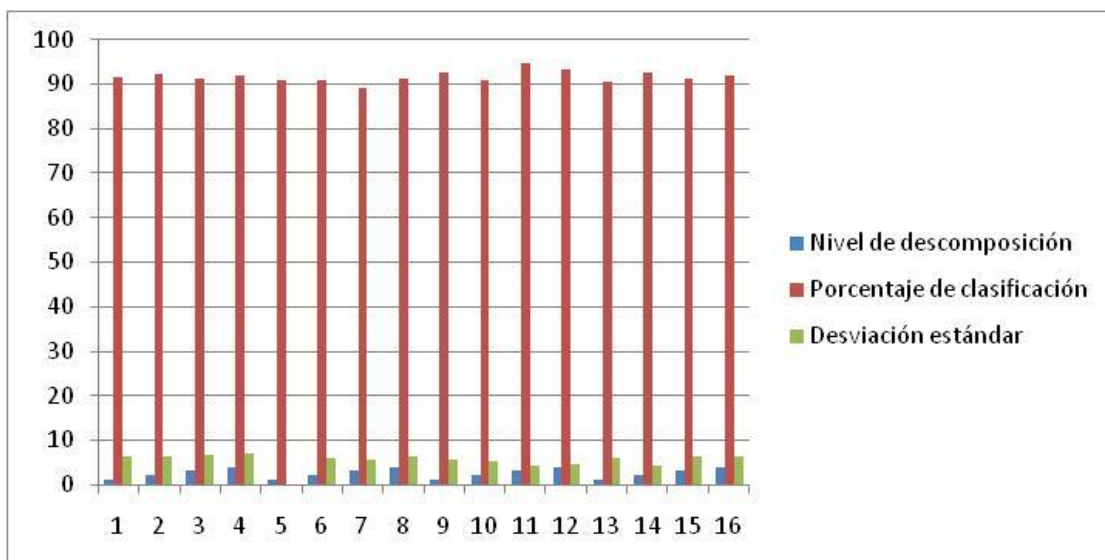


Figura 60. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Deubechies (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 64 muestras.

De la figura 60 se puede observar que el mayor porcentaje de aciertos ocurre al usarse una Deaubechies3 en el tercer nivel de descomposición. Así mismo, se puede notar que el menor porcentaje de aciertos se obtiene usando Deaubechies 2 en el tercer nivel de descomposición.

Tabla 19. Resumen de datos para las Deubechies (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 128 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90,42	6,63
2	91,88	5,48
3	90	6,94
4	91,78	6,41
1	91,25	5,22
2	90,42	6,49
3	89,17	5,31
4	88,88	5,36
1	91,04	4,73
2	90	5,63
3	89,17	6,4
4	90,42	4,7
1	88,96	4,53
2	92,08	5,04
3	89,58	5,65
4	90,83	4,62

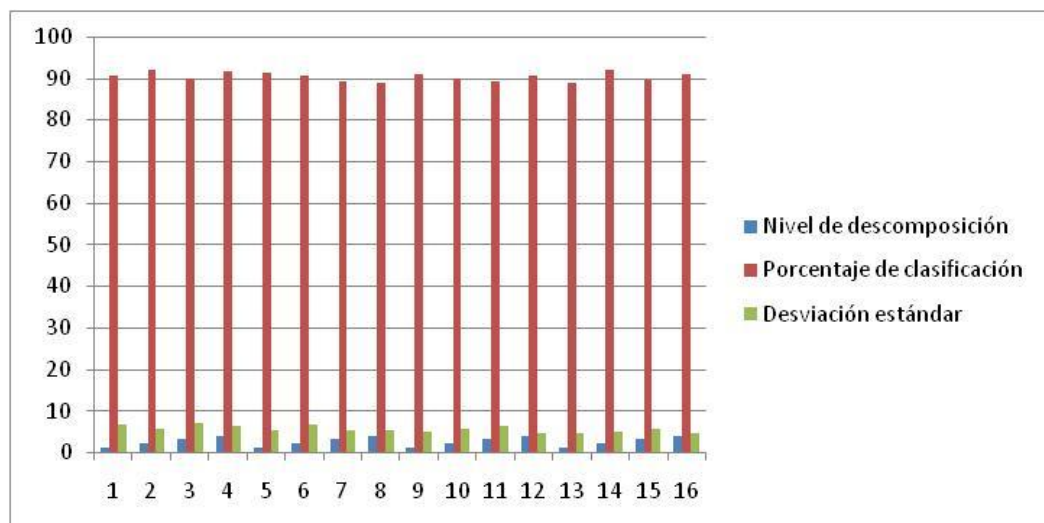


Figura 61. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Deubechies (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 128 muestras.

De la figura 61 se puede notar que el porcentaje de aciertos más alto se logra para Deaubechies 4 en el segundo nivel de descomposición. Así mismo, se obtiene el valor más bajo para Deaubechies 4 en el primer nivel de descomposición.

Tabla 20. Resumen de datos para las Deubechies (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 256 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90,83	5,77
2	89,38	6,41
3	88,13	7,18
4	90,41	6,35
1	91,88	6,26
2	89,58	6,55
3	90	6,35
4	87,92	5,55
1	92,5	5,62
2	90,63	5,34
3	91,66	5,23
4	87,08	6,32
1	94,16	5,85
2	88,13	6,23
3	87,71	6,34
4	91,05	6,08

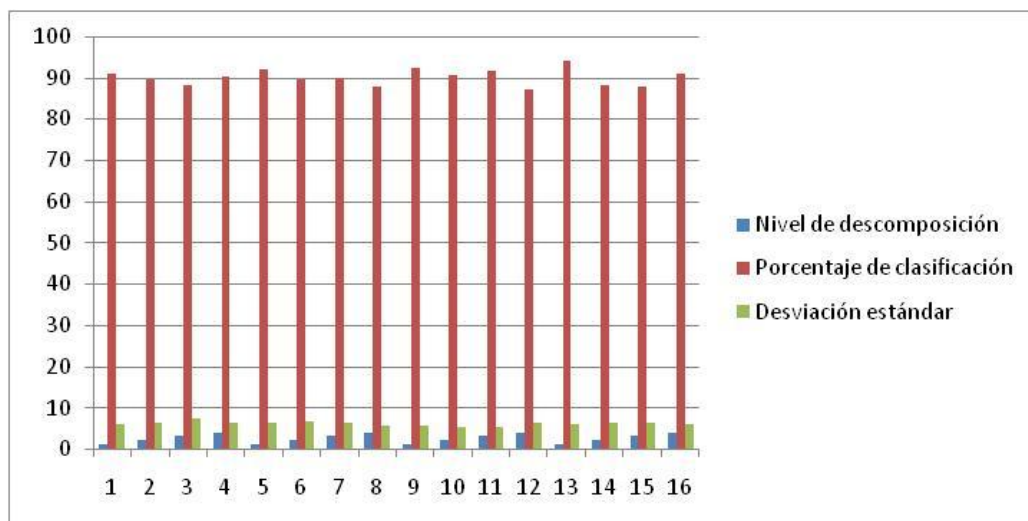


Figura 62. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Deubechies (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 256 muestras.

De la figura 62 puede verse que la Deaubechies 4 en el primer nivel de descomposición presenta un mayor porcentaje de aciertos. De igual manera, la Deaubechies 3 en el cuarto nivel de descomposición presenta el menor porcentaje de aciertos

Tabla 21. Resumen de datos para las Deubechies (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 512 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90,83	6,28
2	91,66	7,64
3	90,2	4,57
4	90,83	4,68
1	92,92	4,43
2	93,13	4,11
3	93,12	3,64
4	91,46	4,58
1	94,16	2,83
2	93,54	4,57
3	91,46	5,32
4	91,88	6,26
1	91,67	5,64
2	93,75	4,64
3	92,08	4,96
4	90,42	6,2

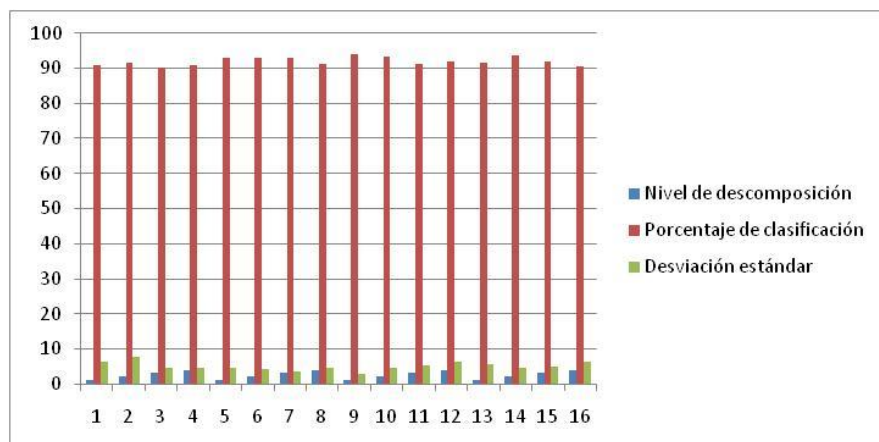


Figura 63. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Deubechies (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 512 muestras.

En la figura 63 se aprecia un comportamiento uniforme, respecto al porcentaje de aciertos. Sin embargo, en este caso el mayor porcentaje de aciertos se obtiene con la Deaubechies de tercer orden en el segundo nivel de descomposición.

Tabla 22. Resumen de datos para las Deubechies (1, 2, 3 y 4) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 1024 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	91,88	6,41
2	92,08	5,22
3	91,05	4,53
4	91,67	6,48
1	93,54	5,31
2	91,88	4,18
3	91,25	5,14
4	92,08	4,99
1	91,25	6,03
2	91,46	4,75
3	90,63	6,74
4	92,08	6,87
1	92,08	5,21
2	92,29	4,63
3	92,71	5,21
4	89,17	8,8

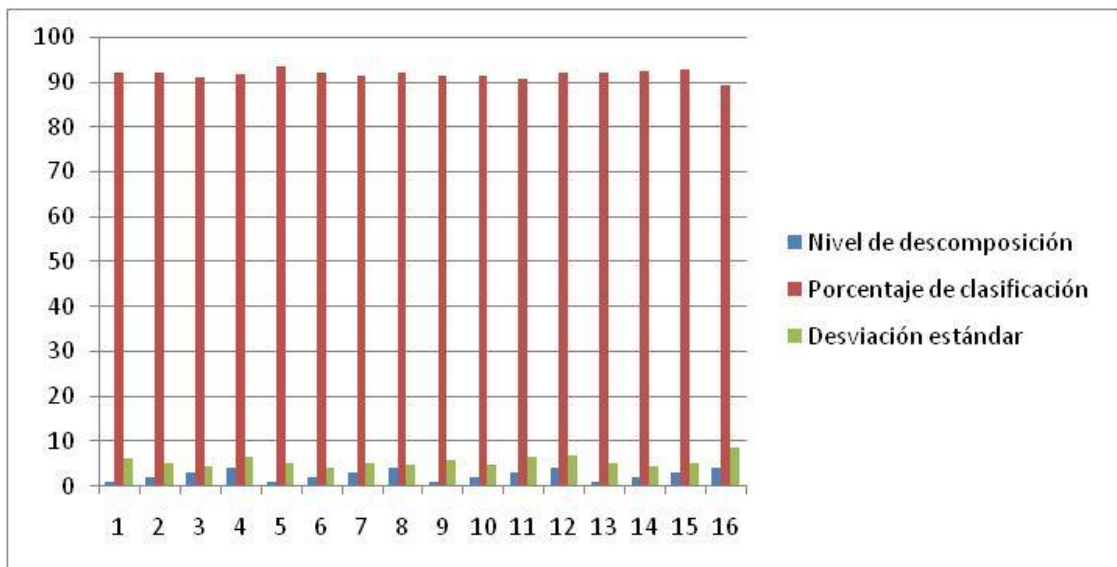


Figura 64. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Deubechies (1, 2,3 y 4), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 1024 muestras.

De la figura 64 se puede observar que el mayor porcentaje de aciertos se obtiene con la Deaubechies 2 en el primer nivel de descomposición. Asi mismo, se puede notar que el menor porcentaje de aciertos se obtiene con la Deaubechies4 en el cuarto nivel de descomposición.

Tabla 23. Resumen de datos para las Biortogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 16 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje clasificación	de	Desviación estándar
1	88,33		7,22
2	90,83		5,16
3	88,13		6,66
4	89,17		5,64
1	92,92		3,6
2	91,88		6,11
3	88,96		5,94
4	89,5		5,93
1	90,83		5,16
2	90,83		5,49
3	91,88		5,73
4	92,08		5,21
1	90,63		4,07
2	89,79		4,77
3	92,29		4,92
4	91,88		3,97

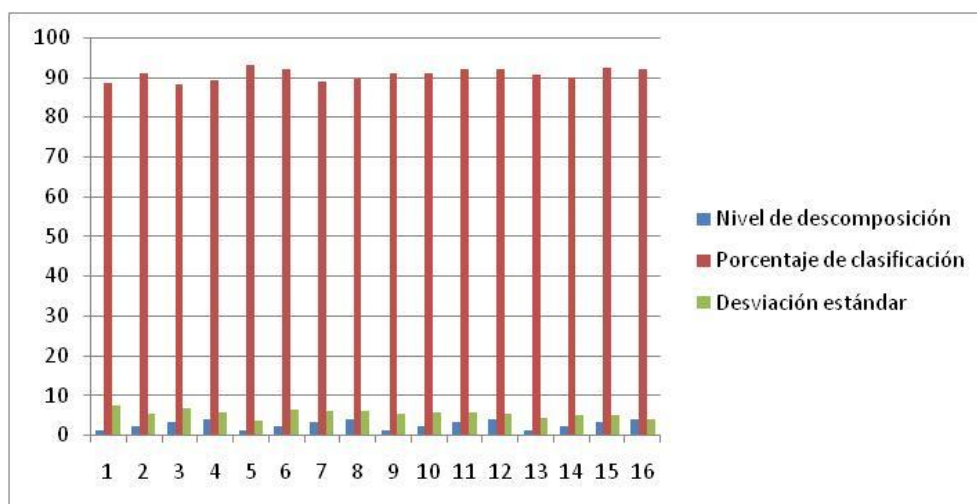


Figura 65. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Biortogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 16 muestras.

De la figura 65 puede verse que para la Biortogonal , tomando 16 muestras de la señal EMG, el mayor porcentaje de aciertos se obtiene para Biortogonal 2.2 en el tercer nivel de descomposición. As mismo, se puede observar que el menor porcentaje de aciertos se obtiene con la Biostogonal 1.1 en el tercer nivel de descomposición.

Tabla 24. Resumen de datos para las Biortogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 32 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	93,54	3,94
2	92,29	6,66
3	88,13	6,38
4	90,63	9,15
1	89,79	6,26
2	91,04	4,73
3	91,45	6,68
4	90,42	4,29
1	91,25	5,55
2	91,04	5,95
3	91,66	5,73
4	89,38	5,65
1	88,98	6,38
2	92,71	6,1
3	92,5	7,22
4	93,71	5,91

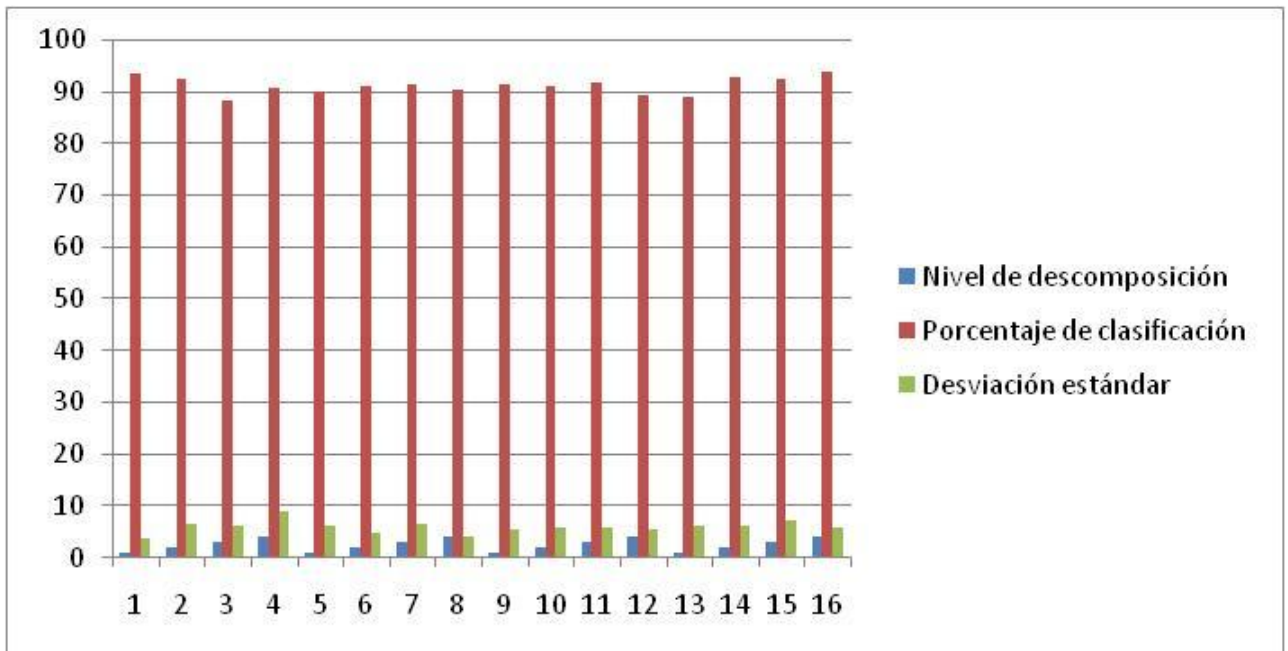


Figura 66. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Biortogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 32 muestras.

De la figura 66 se puede observar un comportamiento uniforme respecto al porcentaje de clasificación. Sin embargo el mayor porcentaje de acierto se obtiene con la biortogonal2.2 en el cuarto nivel de descomposición.

Tabla 25. Resumen de datos para las Biorotogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 64 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	90	5,95
2	92,01	7,14
3	92,5	4,6
4	92,71	6,74
1	88,75	6,92
2	91,46	5,31
3	87,29	5,14
4	93,13	4,33
1	91,04	5,64
2	92,29	5,62
3	91,25	7,26
4	90,42	5,07
1	90,21	6,29
2	90,83	3,73
3	91,04	7,79
4	88,42	6,52

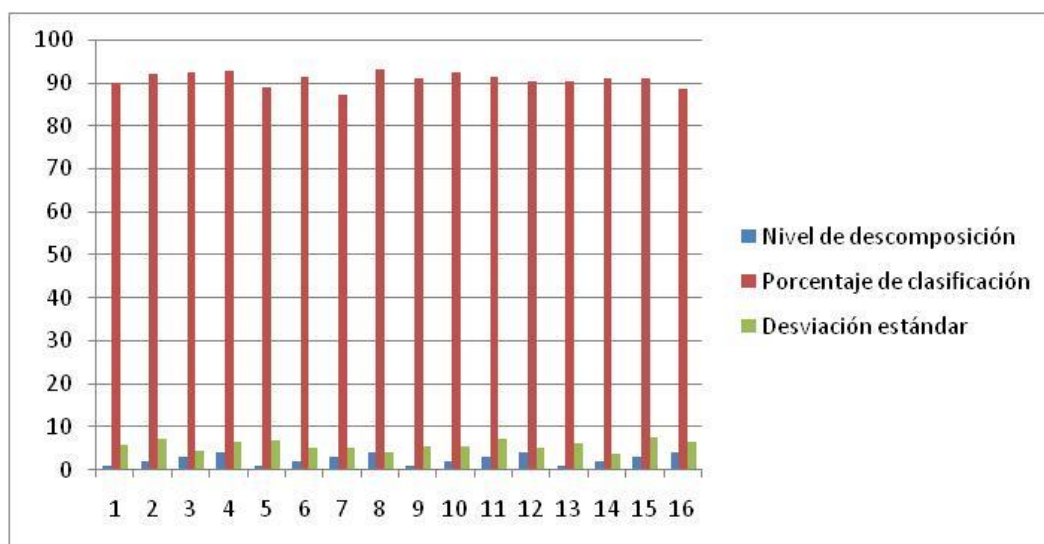


Figura 67. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Biorotogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 64 muestras.

En la figura 67, se evidencia un comportamiento uniforme respecto al porcentaje de aciertos en la clasificación. Sin embargo el mejor porcentaje de acierto se obtiene con la Biortogonal 1.3 en el tercer nivel de descomposición. De igual forma, se aprecia que el menor porcentaje de acierto se obtiene con la biortogonal 2.2 en el cuarto nivel de descomposición.

Tabla 26. Resumen de datos para las Biortogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 128 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	92,29	5,28
2	91,46	5,49
3	91,88	6,69
4	90,83	6,99
1	92,08	5,21
2	91,66	5,41
3	87,5	5,57
4	89,58	4,61
1	91,66	5,73
2	90,63	6,06
3	90,65	5,22
4	90,21	6,38
1	90,83	5,12
2	89,17	5,34
3	86,45	7,63
4	90,21	5,28



Figura 68. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Biortogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 128 muestras.

De la figura 68 puede observarse que el mejor porcentaje de acierto se obtiene con la biortogonal 1.1 en el primer nivel de descomposición. De igual manera se puede ver que en general los porcentajes de aciertos para las biortogonales estudiadas usando 128 muestras de la señal EMG, no superan el 93%.

Tabla 27. Resumen de datos para las Biorotonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 256 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	92,5	4,98
2	92,08	5,85
3	89,58	6,15
4	88,75	5,42
1	91,66	6,04
2	89,79	6,11
3	91,04	6,79
4	88,54	4,46
1	93,33	4,14
2	89,8	5,14
3	88,8	5,75
4	91,04	6,08
1	90,42	5,34
2	90,63	5,27
3	90	5,13
4	89,17	5,37

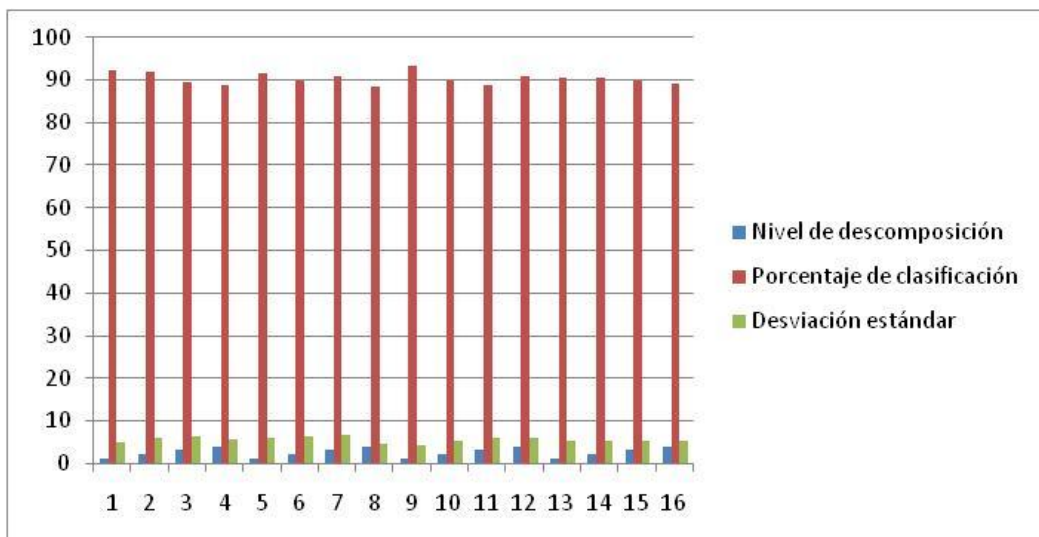


Figura 69. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Birtogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 256 muestras.

De la figura 69 puede verse que el mayor porcentaje de aciertos se consigue con la biortogonal1.5 en el primer nivel de descomposición. De igual forma, el menor porcentaje de aciertos se obtiene usando biortogonal 1.3 en el cuarto nivel de descomposición.

Tabla 28. Resumen de datos para las Birtogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 512 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	91,67	5,73
2	92,5	6,28
3	89,58	6,83
4	90,63	7,13
1	93,54	4,38
2	94,58	4,79
3	93,54	5,79
4	89,79	5,48
1	93,75	4,39
2	93,54	4,51
3	92,5	4,44
4	92,71	5,01
1	95,46	3,55
2	92,08	4,27
3	91,67	4,27
4	89,79	4,16

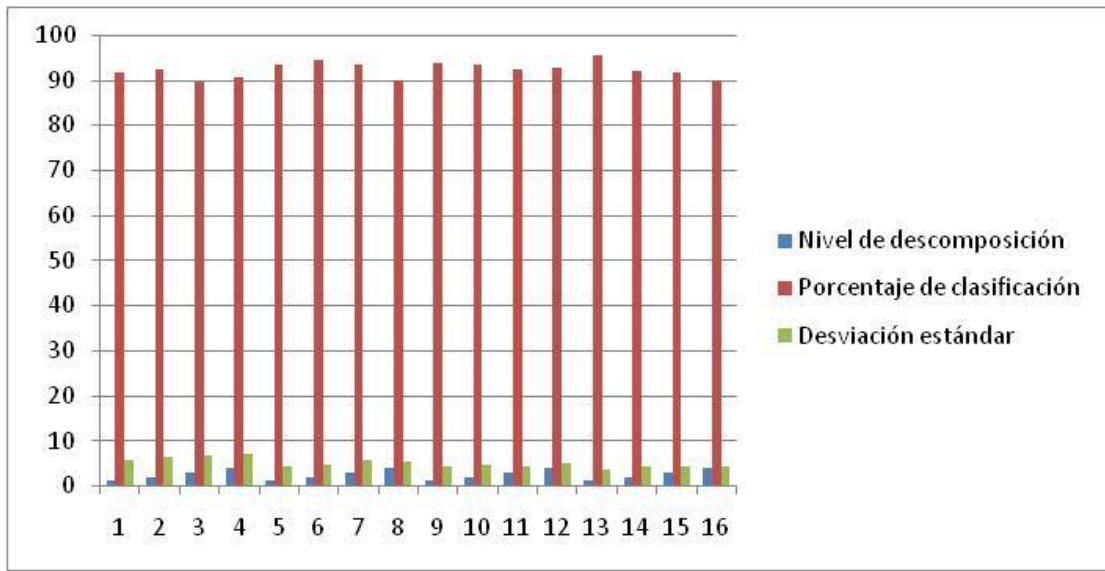


Figura 70. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Biortogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 512 muestras.

De la figura 70 puede verse que el mayor porcentaje de aciertos se obtiene con la biortogonal 2.2 en el primer nivel de descomposición. Cabe destacar que para el caso en mención el porcentaje de aciertos es de 95,46%.

Tabla 29. Resumen de datos para las Biorotogal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2) madres para comparación respecto al porcentaje de clasificación, usando 1024 muestras de la EMG.

Nivel de descomposición	Porcentaje de clasificación	Desviación estándar
1	91,46	4,73
2	93,54	5,72
3	90,42	6,071
4	88,75	4,63
1	91,04	6,66
2	95,21	3,88
3	93,54	5,41
4	90,42	5,72
1	90,63	4,53
2	91,63	5,87
3	91,04	5,1
4	90,63	6,32
1	93,13	6,79
2	92,92	5,75
3	89,38	5,89
4	90,21	4,8

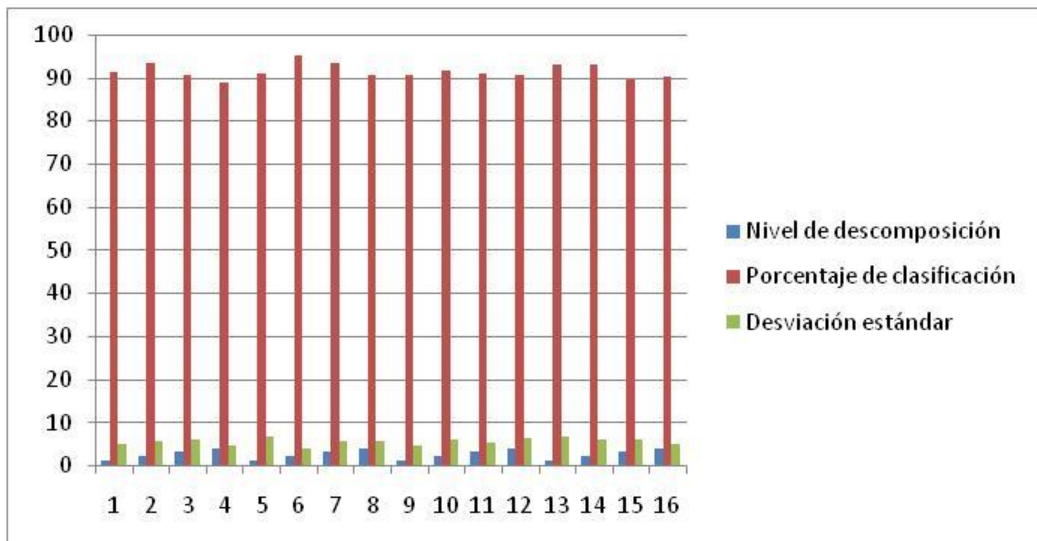


Figura 71. Grafica del porcentaje de aciertos de la familia Biortogonal (1.1, 1.3, 1.5 y 2.2), para distintos niveles de descomposición (1, 2,3 y 4), usando 1024 muestras.

De la figura 71 puede verse que el mayor porcentaje de aciertos se obtiene usando la biortogonal 1.3 en segundo nivel de descomposición. Asi mismo, el menor porcentaje de aciertos se ve usando la biortogonal 1.1 en el cuarto nivel de descomposición.

Anexo F. Movimiento 1 Velocidad 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	69,63	$\frac{1.958e004 s + 1.605e005}{s + 2.08}$
1	2	70,85	$\frac{2.76e005 s + 2.672e006}{s^2 + 16.86 s + 71.05}$
1	3	58,58	$\frac{4.547e-013 s^2 + 2.119e008 s - 6.489e006}{s^3 + 1002 s^2 + 1.055e004 s + 4440}$
2	1	75,41	$\frac{-57.69 s + 6963}{s + 4.902}$
2	2	76,63	$\frac{3021 s + 1.209e005}{s^2 + 19.75 s + 97.49}$
2	3	76,38	$\frac{9.095e-013 s^2 + 1.204e006 s + 1.472e008}{s^3 + 1023 s^2 + 2.286e004 s + 1.291e005}$
3	1	85,18	$\frac{6.775e004 s + 9.183e005}{s + 17.9}$
3	2	79,27	$\frac{2.503e007 s + 9.786e006}{s^2 + 563.4 s + 781.6}$
3	3	84,58	$\frac{3.183e-012 s^2 + 5.401e011 s + 2.52e013}{s^3 + 2485 s^2 + 1.975e006 s + 4.907e008}$
4	1	81,65	$\frac{1.261e004 s + 2.365e005}{s + 9.89}$

4	2	82,42	$\frac{5.599e005 s + 9.676e006}{s^2 + 42.38 s + 449.1}$
4	3	82,74	$\frac{-1.705e-013 s^2 + 4.206e007 s + 7.954e008}{s^3 + 99.95 s^2 + 3330 s + 3.698e004}$
5	1	83,22	$\frac{2.085e004 s + 2.205e005}{s + 9.703}$
5	2	83,14	$\frac{2.104e007 s + 2.239e008}{s^2 + 1010 s + 9903}$
5	3	12,2	$\frac{3.569e004 s + 1.214e006}{s^3 + 39.07 s^2 + 97.78 s + 54.23}$
6	1	89,61	$\frac{212.8 s + 3.395e004}{s + 20.99}$
6	2	89,76	$\frac{2.698e004 s + 2.321e006}{s^2 + 76.5 s + 1463}$
6	3	89,38	$\frac{-5.684e-013 s^2 + 1.198e007 s + 2.973e006}{s^3 + 562.6 s^2 + 7777 s + 1.318e004}$
7	1	62,49	$\frac{4.951e004 s + 1.248e005}{s + 8.451}$
7	2	68,4	$\frac{1.015e006 s + 4.978e005}{s^2 + 22.86 s + 130.7}$
7	3	91,87	$\frac{2.132e-014 s^2 + 1.942e006 s - 2.515e007}{s^3 + 21.32 s^2 + 151.5 s + 359}$

Movimiento 2 velocidad 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	69,7	$\frac{0.06065 s + 1.403}{s + 13.61}$
1	2	70,25	$\frac{3.079 s + 48.77}{s^2 + 43.84 s + 480.4}$
1	3	85,78	$\frac{-2.22e-015 s^2 - 5.082 s - 12.95}{s^3 + 3.298 s^2 + 3.563 s + 1.261}$
2	1	70,59	$\frac{1.004 s + 355.6}{s + 24.99}$
2	2	78,54	$\frac{159.8 s + 5.506}{s^2 + 10.64 s + 28.3}$
2	3	93,57	$\frac{7.994e-015 s^2 - 442.2 s - 3358}{s^3 + 5.967 s^2 + 11.87 s + 7.87}$
3	1	90,71	$\frac{3701 s + 3.048e005}{s + 48.38}$
3	2	92,74	$\frac{1.171e005 s + 5280}{s^2 + 19.45 s + 33.43}$
3	3	81,92	$\frac{-1.819e-012 s^2 + 2.578e009 s - 5.299e008}{s^3 + 1484 s^2 + 4.845e005 s + 5932}$
4	1	86,83	$\frac{7008 s + 9702}{s + 2.548}$

4	2	88,19	$\frac{3.602e005 s + 2.396e006}{s^2 + 42.26 s + 446.5}$
4	3	85,33	$\frac{3.411e-013 s^2 + 6.907e007 s - 2.183e007}{s^3 + 640.4 s^2 + 1.018e004 s + 3.486e004}$
5	1	76,93	$\frac{4932 s + 2493}{s + 0.1422}$
5	2	76,81	$\frac{4.801e006 s + 1.795e007}{s^2 + 1003 s + 3253}$
5	3	76,07	$\frac{-2.274e-012 s^2 + 4.932e009 s - 4.843e005}{s^3 + 2000 s^2 + 1e006 s + 0.04634}$
6	1	87,55	$\frac{273.5 s + 3796}{s + 5.838}$
6	2	87,51	$\frac{2.765e005 s + 3.796e006}{s^2 + 1006 s + 5864}$
6	3	93,06	$\frac{-7.461e-014 s^2 + 8213 s - 3.141e005}{s^3 + 16.01 s^2 + 20.92 s + 7.129}$
7	1	84,43	$\frac{0.1694 s + 424.5}{s + 56.77}$
7	2	84,5	$\frac{311.7 s + 5.812e004}{s^2 + 176.3 s + 7769}$
7	3	14,18	$\frac{-3.553e-015 s^2 + 12.89 s + 7.158e-011}{s^3 + 8.162 s^2 + 3.171e-009 s}$

Movimiento 3 Velocidad 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	84,78	$\frac{114.5 s + 1471}{s + 14.88}$
1	2	84,71	$\frac{1.164e005 s + 1.49e006}{s^2 + 1015 s + 1.512e004}$
1	3	84,69	$\frac{-1.364e-012 s^2 + 1.17e008 s + 1.499e009}{s^3 + 2008 s^2 + 1.023e006 s + 1.527e007}$
2	1	76,99	$\frac{6.378 s + 0.1769}{s + 0.9515}$
2	2	77,15	$\frac{1904 s + 53.17}{s^2 + 301.1 s + 312.5}$
2	3	77,05	$\frac{-6.821e-013 s^2 + 6.388e006 s - 2.786e005}{s^3 + 2001 s^2 + 1.002e006 s + 9.431e005}$
3	1	82,97	$\frac{3.602 s + 119.5}{s + 30.34}$
3	2	82,99	$\frac{3561 s + 1.46e005}{s^2 + 1037 s + 3.717e004}$
3	3	83,63	$\frac{-2.274e-013 s^2 + 3.936e006 s + 1.722e006}{s^3 + 2001 s^2 + 1.001e006 s + 7.168e005}$
4	1	90,35	$\frac{17.49 s - 29.13}{s + 0.001098}$

4	2	97,13	$\frac{94.32 s - 903.1}{s^2 + 6.603 s + 0.001097}$
4	3	97,68	$\frac{-1.776e-015 s^2 - 558.8 s - 5361}{s^3 + 8.013 s^2 + 16.06 s + 0.006515}$
5	1	83,4	$\frac{17.66 s + 44.29}{s + 0.0001949}$
5	2	83,02	$\frac{1.757e004 s + 4.631e004}{s^2 + 1000 s + 0.2038}$
5	3	82,88	$\frac{2.274e-013 s^2 + 1.707e007 s + 4.347e007}{s^3 + 1985 s^2 + 9.85e005 s + 191.3}$
6	1	63,88	$\frac{2227 s - 487.7}{s + 0.607}$
6	2	81,79	$\frac{3.585e004 s - 4.404e004}{s^2 + 13.99 s + 38.51}$
6	3	81,83	$\frac{-2.274e-013 s^2 + 3.588e007 s - 4.431e007}{s^3 + 1014 s^2 + 1.404e004 s + 3.842e004}$
7	1	78,01	$\frac{1105 s + 1.449e005}{s + 140.8}$
7	2	80,02	$\frac{2.929e004 s + 2021}{s^2 + 29.91 s + 45.65}$
7	3	93,42	$\frac{-3.553e-014 s^2 - 4.808e004 s - 1.48e006}{s^3 + 36.45 s^2 + 12.24 s + 1.022}$

Movimiento 4 Velocidad 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	70,91	$\frac{118.2 s + 6165}{s + 18.08}$
1	2	70,86	$\frac{1.207e005 s + 6.223e006}{s^2 + 1018 s + 1.817e004}$
1	3	79,72	$\frac{-7.105e-015 s^2 + 9.999e004 s + 1.475e005}{s^3 + 31.79 s^2 + 336.9 s + 1190}$
2	1	85,95	$\frac{144 s + 276}{s + 0.0002603}$
2	2	86,29	$\frac{1.19e004 s + 1.693e004}{s^2 + 81.41 s + 0.01597}$
2	3	82,36	$\frac{4.547e-013 s^2 + 2.258e006 s - 8159}{s^3 + 500.2 s^2 + 1.513e004 s + 0.1134}$
3	1	74,69	$\frac{406.2 s + 4501}{s + 6.138}$
3	2	75,22	$\frac{1.219e004 s + 1.531e005}{s^2 + 31.33 s + 245.3}$
3	3	75,36	$\frac{8.527e-014 s^2 + 6.618e005 s + 8.406e006}{s^3 + 71.52 s^2 + 1705 s + 1.355e004}$
4	1	88,65	$\frac{2164 s + 1.709e004}{s + 0.9918}$

4	2	88,64	$\frac{1.901e006 s + 1.38e007}{s^2 + 840.8 s + 667.3}$
4	3	90,2	$\frac{1.307e006 s - 7.305e006}{s^3 + 73.31 s^2 + 37.48 s + 4.752}$
5	1	61,92	$\frac{5421 s + 3.828e004}{s + 7.378}$
5	2	63,79	$\frac{9.809e004 s + 2.501e005}{s^2 + 18.78 s + 88.17}$
5	3	56,24	$\frac{-1.364e-012 s^2 + 3.376e009 s + 2.057e011}{s^3 + 2046 s^2 + 1.091e006 s + 4.57e007}$
6	1	70,94	$\frac{2.43e006 s + 5.013e007}{s + 9.991}$
6	2	70,87	$\frac{2.436e009 s + 5.058e010}{s^2 + 1010 s + 1.009e004}$
6	3	72,82	$\frac{-1.364e-012 s^2 + 8.526e010 s + 6.935e011}{s^3 + 1024 s^2 + 2.436e004 s + 1.466e005}$
7	1	86,88	$\frac{-1.681e004 s + 5.349e007}{s + 29.65}$
7	2	87,05	$\frac{4.616e007 s + 2.576e009}{s^2 + 75.86 s + 1439}$
7	3	89,54	$\frac{4.263e-014 s^2 + 1.638e009 s + 1.392e010}{s^3 + 60.21 s^2 + 1209 s + 8085}$

Movimiento 5 Velocidad 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	92,71	$\frac{-1.543e004 s + 5.777e006}{s + 8.617}$
1	2	93,67	$\frac{2.972e006 s + 1.541e008}{s^2 + 31.67 s + 250.7}$
1	3	72,56	$\frac{-7.105e-015 s^2 + 9.666e007 s + 1.673e006}{s^3 + 32.38 s^2 + 233.2 s + 164.4}$
2	1	77,49	$\frac{6.331e005 s + 2.129e007}{s + 25.64}$
2	2	77,64	$\frac{4.986e008 s + 2.685e010}{s^2 + 1033 s + 3.275e004}$
2	3	77,54	$\frac{-5.23e-012 s^2 + 7.123e010 s + 3.606e004}{s^3 + 1088 s^2 + 8.785e004 s + 0.02798}$
3	1	77,79	$\frac{4.148e005 s + 1.99e007}{s + 63.99}$
3	2	78,01	$\frac{3.255e008 s + 7.486e009}{s^2 + 1024 s + 2.442e004}$
3	3	95,08	$\frac{5.742e-013 s^2 - 9.876e006 s - 1.325e007}{s^3 + 1.713 s^2 + 0.9787 s + 0.1863}$
4	1	79,9	$\frac{3.157e005 s + 8.548e006}{s + 10.01}$

4	2	79,93	$\frac{3.183e008 s + 8.564e009}{s^2 + 1010 s + 1.003e004}$
4	3	79,96	$\frac{-3.411e-012 s^2 + 3.215e011 s + 8.585e012}{s^3 + 2010 s^2 + 1.02e006 s + 1.006e007}$
5	1	80,32	$\frac{8.712e006 s + 2.212e008}{s + 1000}$
5	2	79,91	$\frac{1.66e010 s + 2.213e011}{s^2 + 2000 s + 1e006}$
5	3	77,14	$\frac{-4.547e-013 s^2 + 2.11e011 s - 4.724e011}{s^3 + 1953 s^2 + 9.536e005 s + 4.158e004}$
6	1	79,93	$\frac{1.501e005 s + 2.426e006}{s + 9.797}$
6	2	79,77	$\frac{1.496e008 s + 2.426e009}{s^2 + 1010 s + 9766}$
6	3	81,58	$\frac{3.553e-015 s^2 + 2.502e007 s - 1.196e008}{s^3 + 24.77 s^2 + 174.4 s + 377.9}$
7	1	83,65	$\frac{5475 s + 1.183e005}{s + 17.73}$
7	2	84,06	$\frac{6.276e006 s + 6.828e007}{s^2 + 1010 s + 9842}$
7	3	84,01	$\frac{-2.046e-012 s^2 + 6.296e009 s + 6.803e010}{s^3 + 2010 s^2 + 1.02e006 s + 9.806e006}$

Movimiento 6 velocidad 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	83,59	$\frac{6078 s + 5.271e004}{s + 6.793}$
1	2	83,47	$\frac{6.085e006 s + 5.28e007}{s^2 + 1007 s + 6806}$
1	3	84,96	$\frac{2.274e-013 s^2 + 6.484e005 s - 1.776e007}{s^3 + 69.77 s^2 + 158.7 s + 91.75}$
2	1	71,94	$\frac{3.763e005 s + 3.921e006}{s + 9.722}$
2	2	77,91	$\frac{7.565e006 s + 2.152e007}{s^2 + 18.73 s + 87.66}$
2	3	91,87	$\frac{-1.599e-014 s^2 - 7.239e005 s - 1.797e008}{s^3 + 15.47 s^2 + 79.77 s + 137.1}$
3	1	68,13	$\frac{-7.271e004 s + 1.142e007}{s + 27.38}$
3	2	68,41	$\frac{-1.611e006 s + 9.485e008}{s^2 + 95.88 s + 2298}$
3	3	84,75	$\frac{4.263e-014 s^2 + 3.672e006 s - 1.904e008}{s^3 + 15.14 s^2 + 76.45 s + 128.6}$
4	1	84,41	$\frac{1904 s + 4.697e004}{s + 13.93}$

4	2	84,58	$\frac{1.096e005 s + 2.502e006}{s^2 + 55.28 s + 764}$
4	3	95,14	$\frac{5.684e-014 s^2 + 8.363e005 s - 3.792e006}{s^3 + 38.96 s^2 + 242.7 s + 3.667}$
5	1	83,6	$\frac{1518 s + 5.209e004}{s + 16.68}$
5	2	89,45	$\frac{3.805e004 s + 3.461e004}{s^2 + 12.33 s + 38}$
5	3	67,6	$\frac{5.773e-015 s^2 - 4.245e004 s - 3.299}{s^3 + 1.488 s^2 + 0.554 s + 0.0001456}$
6	1	91,84	$\frac{1.646e005 s + 2.316e006}{s + 5.748}$
6	2	93,72	$\frac{1.195e007 s + 2.098e007}{s^2 + 40.76 s + 2.352}$
6	3	93,86	$\frac{3.126e-013 s^2 + 1.86e009 s + 3.219e009}{s^3 + 159.6 s^2 + 6374 s + 360.7}$
7	1	91,96	$\frac{1.128e006 s + 5.167e007}{s + 20.52}$
7	2	91,93	$\frac{1.162e009 s + 5.242e010}{s^2 + 1021 s + 2.087e004}$
7	3	43,46	$\frac{5.329e-015 s^2 + 2.101e007 s + 4.619e005}{s^3 + 9.797 s^2 + 24.35 s + 12.88}$

Movimiento 1 velocidad 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	77,42	$\frac{-4588 s + 3.631e005}{s + 248}$
1	2	79,65	$\frac{5.672e004 s + 8.186e005}{s^2 + 46.84 s + 548.5}$
1	3	80,8	$\frac{-8.527e-014 s^2 + 5.549e006 s + 9.558e007}{s^3 + 119.8 s^2 + 4780 s + 6.361e004}$
2	1	64,85	$\frac{1.778e005 s + 2.058e007}{s + 168.5}$
2	2	71,06	$\frac{3.975e006 s + 5.629e006}{s^2 + 35.42 s + 313.6}$
2	3	73,59	$\frac{1.705e-013 s^2 + 5.54e008 s + 2.624e008}{s^3 + 130.5 s^2 + 4441 s + 3.855e004}$
3	1	75,11	$\frac{1285 s + 1.79e004}{s + 0.01017}$
3	2	77,58	$\frac{8.924e004 s + 7.911e005}{s^2 + 56.33 s + 0.00644}$
3	3	77,59	$\frac{4.547e-013 s^2 + 9.412e007 s + 8.314e008}{s^3 + 1059 s^2 + 5.942e004 s + 6.768}$
4	1	84,6	$\frac{-5852 s + 3.08e005}{s + 1000}$

4	2	84,41	$\frac{-9.934e006 s + 3.039e008}{s^2 + 2000 s + 1e006}$
4	3	91	$\frac{9.095e-013 s^2 + 3.889e007 s + 1.756e008}{s^3 + 701.4 s^2 + 1.23e005 s + 348.9}$
5	1	73,15	$\frac{-459.4 s + 8.797e004}{s + 58.75}$
5	2	73,5	$\frac{-3.384e004 s + 1.472e007}{s^2 + 199.1 s + 9912}$
5	3	81,36	$\frac{2.842e-014 s^2 + 3.632e006 s + 4.575e007}{s^3 + 95.5 s^2 + 3040 s + 3.226e004}$
6	1	80,35	$\frac{4.62e004 s + 1.564e006}{s + 35.35}$
6	2	80,99	$\frac{5.302e006 s + 1.258e008}{s^2 + 109.5 s + 2996}$
6	3	82,67	$\frac{-2.274e-013 s^2 + 1.994e009 s + 1.381e010}{s^3 + 1041 s^2 + 4.166e004 s + 4.251e005}$
7	1	84,17	$\frac{4348 s + 1.707e004}{s + 0.00512}$
7	2	83,72	$\frac{4.356e006 s + 1.607e007}{s^2 + 1000 s + 1.816}$
7	3	83,41	$\frac{2.728e-012 s^2 + 4.365e009 s + 1.607e010}{s^3 + 2000 s^2 + 1e006 s + 1816}$

Movimiento 2 velocidad 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	73,77	$\frac{8675 s + 7.654e005}{s + 60.46}$
1	2	73,87	$\frac{1.83e006 s + 1.11e008}{s^2 + 188.2 s + 8850}$
1	3	90,58	$\frac{1.182e-013 s^2 - 2.738e006 s + 0.02675}{s^3 + 0.3996 s^2 + 0.0001013 s + 5.026e-011}$
2	1	88,98	$\frac{3.159e005 s + 3.858e004}{s + 5.084}$
2	2	89,09	$\frac{3.151e008 s + 3.375e007}{s^2 + 1003 s + 5059}$
2	3	89,68	$\frac{8.706e010 s + 4.256e009}{s^3 + 1272 s^2 + 2.738e005 s + 1.42e006}$
3	1	64,35	$\frac{2.897e004 s + 4.437e006}{s + 109.6}$
3	2	77,99	$\frac{2.734e005 s - 6.151e006}{s^2 + 7.87 s + 15.49}$
3	3	76,65	$\frac{-1.103e-012 s^2 - 8.626e006 s - 2.304e006}{s^3 + 5.319 s^2 + 9.375 s + 5.473}$
4	1	80,8	$\frac{2.456e005 s + 1.238e007}{s + 93.09}$

4	2	81,93	$\frac{1.779e008 s + 6.017e009}{s^2 + 1047 s + 4.689e004}$
4	3	80,82	$\frac{4.015e-013 s^2 + 6.488e005 s - 5.892e008}{s^3 + 27.69 s^2 + 228 s + 587.5}$
5	1	81,3	$\frac{5.556e005 s + 2.483e007}{s + 75.29}$
5	2	81,51	$\frac{8.385e008 s + 3.945e010}{s^2 + 1118 s + 1.182e005}$
5	3	92,12	$\frac{-1.066e-014 s^2 + 4.161e007 s - 1.299e009}{s^3 + 25.5 s^2 + 162.5 s + 0.003604}$
6	1	87,84	$\frac{3221 s + 2.851e004}{s + 20.2}$
6	2	95,59	$\frac{1.12e005 s + 2.147e005}{s^2 + 42.68 s + 455.5}$
6	3	91,94	$\frac{-6.821e-013 s^2 + 8.885e007 s - 4.506e006}{s^3 + 1039 s^2 + 3.914e004 s + 3.507e005}$
7	1	82,51	$\frac{2713 s - 3.524e004}{s + 1.141}$
7	2	89,63	$\frac{1.191e005 s - 1.004e006}{s^2 + 34.53 s + 298.2}$
7	3	91,15	$\frac{1.563e-013 s^2 + 2.181e006 s - 4.325e007}{s^3 + 60.91 s^2 + 1236 s + 8359}$

Movimiento 3 velocidad 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	88,87	$\frac{6.005e004 s + 3.594e005}{s + 1.999}$
1	2	98,88	$\frac{1.139e006 s + 2.904e006}{s^2 + 14.9 s + 35.73}$
1	3	95,93	$\frac{-1.208e-013 s^2 + 6.559e007 s - 1.379e008}{s^3 + 58.04 s^2 + 842.2 s + 4.93}$
2	1	91,63	$\frac{7.158e005 s + 1.622e008}{s + 234.3}$
2	2	91,55	$\frac{2.135e009 s + 6.924e011}{s^2 + 2000 s + 1e006}$
2	3	91,39	$\frac{-9.095e-013 s^2 + 2.544e012 s + 6.836e014}{s^3 + 3000 s^2 + 3e006 s + 1e009}$
3	1	76,59	$\frac{3.524e006 s - 1.655e007}{s + 0.6442}$
3	2	92,08	$\frac{1.817e007 s - 7.108e008}{s^2 + 9.503 s + 22.53}$
3	3	96,09	$\frac{3.844e-012 s^2 - 9.025e007 s - 2.116e010}{s^3 + 36.4 s^2 + 292.6 s + 646.5}$
4	1	83,78	$\frac{8.074e005 s + 2.406e007}{s + 40.37}$

4	2	83,48	$\frac{8.249e008 s + 2.466e010}{s^2 + 1041 s + 4.097e004}$
4	3	94,24	$\frac{-1.587e-012 s^2 - 4.261e007 s - 1443}{s^3 + 0.05034 s^2 + 0.0006147 s + 1.973e-006}$
5	1	91,82	$\frac{3.259e006 s + 2.996e007}{s + 4.867}$
5	2	90,58	$\frac{3.228e009 s + 3.066e010}{s^2 + 1005 s + 4956}$
5	3	89,49	$\frac{-1.137e-012 s^2 + 3.563e012 s + 1.512e013}{s^3 + 2001 s^2 + 1.002e006 s + 9.196e005}$
6	1	87,84	$\frac{3221 s + 2.851e004}{s + 20.2}$
6	2	95,59	$\frac{1.12e005 s + 2.147e005}{s^2 + 42.68 s + 455.5}$
6	3	91,92	$\frac{8.89e007 s - 6.318e006}{s^3 + 1039 s^2 + 3.919e004 s + 3.502e005}$
7	1	87,58	$\frac{2796 s - 4.228e004}{s + 1.691}$
7	2	88,18	$\frac{1.318e005 s - 2.796e006}{s^2 + 60.39 s + 118.1}$
7	3	88,23	$\frac{1.705e-013 s^2 + 1.289e007 s - 3.269e008}{s^3 + 165.1 s^2 + 6990 s + 1.413e004}$

Movimiento 4 Velocidad 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	65,87	$\frac{4.762e004 s + 5.823e005}{s + 4.324}$
1	2	67,26	$\frac{1.389e006 s + 2.246e007}{s^2 + 36.36 s + 330.5}$
1	3	59,21	$\frac{-1.705e-012 s^2 + 1.041e009 s - 9.68e008}{s^3 + 1022 s^2 + 2.216e004 s + 6.684e004}$
2	1	94,78	$\frac{1.204e005 s + 1.012e006}{s + 10.61}$
2	2	94,19	$\frac{1.211e008 s + 1.036e009}{s^2 + 1011 s + 1.085e004}$
2	3	83,35	$\frac{1.819e-012 s^2 + 1.044e011 s + 4.757e004}{s^3 + 1985 s^2 + 9.853e005 s + 0.09226}$
3	1	84,58	$\frac{3.427e005 s + 2.936e006}{s + 5.058}$
3	2	84,82	$\frac{3.756e008 s + 1.086e009}{s^2 + 1000 s + 153.6}$
3	3	84,55	$\frac{-1.364e-012 s^2 + 3.732e011 s + 1.069e012}{s^3 + 1992 s^2 + 9.924e005 s + 9.3e004}$
4	1	78,55	$\frac{1037 s + 3.871e004}{s + 17.13}$

4	2	78,26	$\frac{9.987e005 s + 3.649e007}{s^2 + 1016 s + 1.607e004}$
4	3	77,33	$\frac{1.592e-012 s^2 + 8.074e007 s - 1.079e004}{s^3 + 1040 s^2 + 3.968e004 s + 0.0001611}$
5	1	79,09	$\frac{-9.003e005 s + 2.829e007}{s + 113.8}$
5	2	78,62	$\frac{5.557e006 s + 5.342e007}{s^2 + 27.44 s + 188.2}$
5	3	58,25	$\frac{-5.684e-014 s^2 + 5.223e008 s - 1.383e008}{s^3 + 402.1 s^2 + 4913 s + 1.314e004}$
6	1	77,58	$\frac{2.335e006 s + 1.596e007}{s + 12.35}$
6	2	80,16	$\frac{8.765e007 s + 3.287e006}{s^2 + 45.06 s + 291}$
6	3	97,13	$\frac{-1.066e-013 s^2 + 1.764e009 s - 2.773e010}{s^3 + 63.98 s^2 + 1044 s + 657.6}$
7	1	73,76	$\frac{3.702e004 s + 6.519e005}{s + 28.52}$
7	2	75,49	$\frac{3.423e006 s + 4.831e007}{s^2 + 96.2 s + 2314}$
7	3	90,44	$\frac{4.263e-014 s^2 + 3.186e007 s - 530.9}{s^3 + 64.21 s^2 + 1374 s + 9803}$

Movimiento 5 Velocidad 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	78,63	$\frac{7.431e004 s + 2.755e006}{s + 11.74}$
1	2	78,49	$\frac{7.341e007 s + 2.819e009}{s^2 + 1012 s + 1.22e004}$
1	3	78,22	$\frac{1.364e-012 s^2 + 3.316e009 s + 2.037e011}{s^3 + 1064 s^2 + 6.553e004 s + 1.04e006}$
2	1	94,74	$\frac{5.79e005 s - 3.045e006}{s + 5.469}$
2	2	94,38	$\frac{5.959e008 s - 2.922e009}{s^2 + 1006 s + 5946}$
2	3	93,93	$\frac{-6.821e-013 s^2 + 4.756e011 s - 4.315e012}{s^3 + 2003 s^2 + 1.005e006 s + 2.658e006}$
3	1	77,62	$\frac{6.191e005 s + 0.4106}{s + 3.465}$
3	2	77,46	$\frac{6.252e008 s + 414.6}{s^2 + 1004 s + 3687}$
3	3	77,44	$\frac{-6.821e-013 s^2 + 6.288e011 s + 4.17e005}{s^3 + 2004 s^2 + 1.008e006 s + 3.806e006}$
4	1	77,54	$\frac{5.214e005 s + 1.604e007}{s + 20.74}$

4	2	78,21	$\frac{4.838e007 s + 1.555e009}{s^2 + 91.95 s + 2113}$
4	3	78,16	$\frac{-1.364e-012 s^2 + 5.06e010 s + 1.632e012}{s^3 + 1094 s^2 + 9.663e004 s + 2.228e006}$
5	1	94,38	$\frac{4619 s + 4.163e004}{s + 5.044}$
5	2	95,74	$\frac{8.362e005 s + 1.871e006}{s^2 + 156.8 s + 33.76}$
5	3	93,27	$\frac{-2.274e-013 s^2 + 6.824e007 s + 8059}{s^3 + 224.5 s^2 + 1.26e004 s + 0.1748}$
6	1	72,59	$\frac{4.997e005 s - 2.357e004}{s + 0.0003286}$
6	2	92,86	$\frac{7.454e006 s - 3.299e006}{s^2 + 6.605 s + 0.046}$
6	3	95,71	$\frac{2.842e-014 s^2 + 2.557e008 s - 1.303e008}{s^3 + 34.14 s^2 + 291.5 s + 1.817}$
7	1	93,92	$\frac{2.261e004 s + 1.155e006}{s + 30.14}$
7	2	93,86	$\frac{2.331e007 s + 1.208e009}{s^2 + 1032 s + 3.168e004}$
7	3	93,82	$\frac{2.373e010 s + 1.187e012}{s^3 + 2008 s^2 + 1.039e006 s + 3.106e007}$

Movimiento 6 velocidad 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	97,44	$\frac{9.198e006 s + 2.974e008}{s + 16.76}$
1	2	97,45	$\frac{9.618e009 s + 2.928e011}{s^2 + 1017 s + 1.653e004}$
1	3	97,2	$\frac{2.046e-012 s^2 + 9.358e012 s + 2.857e014}{s^3 + 1992 s^2 + 1.008e006 s + 1.613e007}$
2	1	80,34	$\frac{4.867e006 s + 2.26e006}{s + 19.76}$
2	2	83,06	$\frac{5.016e008 s + 7.603e008}{s^2 + 95.12 s + 2262}$
2	3	67,07	$\frac{3.553e-014 s^2 - 7.945e007 s + 8.208}{s^3 + 17.43 s^2 + 75.95 s + 1.748e-006}$
3	1	90,96	$\frac{2350 s - 1.049e004}{s + 0.002163}$
3	2	97,1	$\frac{8.351e004 s - 7.853e005}{s^2 + 39.56 s + 0.1619}$
3	3	96,65	$\frac{5.222e-013 s^2 - 1.377e005 s - 8.57e006}{s^3 + 24.89 s^2 + 155.1 s + 1.767}$
4	1	84,08	$\frac{2.297e005 s + 1.982e006}{s + 0.1152}$

4	2	83,72	$\frac{2.292e008 s + 1.994e009}{s^2 + 1000 s + 115.9}$
4	3	83,39	$\frac{-2.046e-012 s^2 + 2.284e011 s + 1.994e012}{s^3 + 2000 s^2 + 1e006 s + 1.159e005}$
5	1	85,75	$\frac{1.225e006 s - 7.716e005}{s + 1.097}$
5	2	96,49	$\frac{1.422e007 s - 2.273e008}{s^2 + 14.43 s + 8.753}$
5	3	96,75	$\frac{-1.421e-014 s^2 + 1.212e009 s - 1.618e010}{s^3 + 71.95 s^2 + 1312 s + 623.2}$
6	1	82,69	$\frac{1.201e006 s - 3.735e006}{s + 0.06405}$
6	2	94,23	$\frac{1.001e007 s - 2.31e008}{s^2 + 11.57 s + 3.961}$
6	3	95,21	$\frac{9.948e-014 s^2 + 4.799e008 s - 1.163e010}{s^3 + 52.61 s^2 + 699.6 s + 199.4}$
7	1	87,91	$\frac{5085 s + 1.286e006}{s + 228}$
7	2	87,96	$\frac{4.889e006 s + 1.034e009}{s^2 + 1183 s + 1.833e005}$
7	3	89,2	$\frac{4.547e-013 s^2 + 4.436e008 s + 1.645e009}{s^3 + 1081 s^2 + 8.172e004 s + 4.111e005}$

Movimiento 1 fuerza 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	95,41	$\frac{0.02475 s + 0.07075}{s + 4.988}$
1	2	95,39	$\frac{24.89 s + 71.04}{s^2 + 1005 s + 5022}$
1	3	95,38	$\frac{-1.137e-012 s^2 + 2.498e004 s + 7.22e004}{s^3 + 2005 s^2 + 1.01e006 s + 5.089e006}$
2	1	94,08	$\frac{195.5 s + 1017}{s + 3.573}$
2	2	94,04	$\frac{1.969e005 s + 9.778e005}{s^2 + 1003 s + 3403}$
2	3	89,9	$\frac{-1.705e-013 s^2 + 3.926e005 s + 2.093e004}{s^3 + 304.8 s^2 + 2411 s + 712.1}$
3	1	78,95	$\frac{84.21 s + 308.5}{s + 0.0004543}$
3	2	83,93	$\frac{-100.7 s - 524.5}{s^2 + 0.03898 s + 8.905e-005}$
3	3	84,21	$\frac{-5.116e-013 s^2 - 3.721e004 s - 1.937e005}{s^3 + 367.4 s^2 + 11.65 s + 0.03289}$
4	1	86,94	$\frac{74.79 s + 1057}{s + 13.88}$

4	2	94,98	$\frac{177.5 s + 41.53}{s^2 + 3.993 s + 3.985}$
4	3	97,32	$\frac{2.132e-014 s^2 + 3741 s + 407.2}{s^3 + 25.06 s^2 + 100.7 s + 74.11}$
5	1	96	$\frac{179.8 s + 2048}{s + 8.802}$
5	2	97,1	$\frac{5207 s + 4.635e004}{s^2 + 28.83 s + 207.7}$
5	3	97,33	$\frac{-1.421e-014 s^2 + 2.427e005 s + 2.143e006}{s^3 + 64 s^2 + 1365 s + 9710}$
6	1	81,14	$\frac{269.2 s + 9718}{s + 20.94}$
6	2	82,25	$\frac{2.702e004 s + 6.077e005}{s^2 + 71.45 s + 1276}$
6	3	72,32	$\frac{-1.137e-013 s^2 - 8.07e005 s - 2.885e006}{s^3 + 986.7 s^2 + 1083 s + 297.1}$
7	1	84,62	$\frac{229.8 s + 7061}{s + 18.66}$
7	2	84,63	$\frac{8332 s + 171.2}{s^2 + 24.04 s + 19.4}$
7	3	84,77	$\frac{1.592e-012 s^2 + 8.319e006 s + 1.502e005}{s^3 + 1024 s^2 + 2.403e004 s + 1.933e004}$

8	1	83,48	$\frac{399 s + 1.061e004}{s + 36.51}$
8	2	83,58	$\frac{4.306e004 s + 9.413e005}{s^2 + 113.9 s + 3244}$
8	3	83,62	$\frac{-5.684e-014 s^2 + 6.344e006 s + 1.265e008}{s^3 + 227.4 s^2 + 1.724e004 s + 4.357e005}$

Movimiento 2 fuerza 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	86,54	$\frac{247.5 s + 1.256e004}{s + 114.6}$
1	2	95,76	$\frac{1330 s + 1890}{s^2 + 13.19 s + 43.46}$
1	3	95,65	$\frac{1.776e-015 s^2 + 303.9 s + 1368}{s^3 + 11.9 s^2 + 47.04 s + 61.78}$
2	1	86,67	$\frac{68.1 s + 3876}{s + 49.65}$
2	2	87,05	$\frac{8.634e004 s + 2.734e006}{s^2 + 856.1 s + 3.427e004}$
2	3	92,92	$\frac{1.421e-014 s^2 + 4.641e004 s + 1.681e005}{s^3 + 43.93 s^2 + 643.1 s + 3139}$
3	1	75,37	$\frac{77.87 s + 95.55}{s + 0.002469}$
3	2	79,94	$\frac{7.019e004 s + 1.508e005}{s^2 + 1000 s + 0.01799}$
3	3	79,92	$\frac{-2.501e-012 s^2 + 7.02e007 s + 1.508e008}{s^3 + 2000 s^2 + 1e006 s + 17.99}$
4	1	92,63	$\frac{230 s + 1021}{s + 5.697}$

4	2	96,99	$\frac{1053 s + 1004}{s^2 + 6.832 s + 11.67}$
4	3	97,54	$\frac{2.842e-014 s^2 + 4.546e004 s + 1.368e004}{s^3 + 53.94 s^2 + 324.5 s + 390.5}$
5	1	73,92	$\frac{294.7 s + 8540}{s + 43.45}$
5	2	88,69	$\frac{2457 s + 1151}{s^2 + 12.74 s + 40.56}$
5	3	90,38	$\frac{2.842e-014 s^2 - 2712 s + 3319}{s^3 + 9.655 s^2 + 31.05 s + 33.27}$
6	1	76,6	$\frac{349.9 s + 1.047e004}{s + 63.51}$
6	2	77,35	$\frac{1.994e004 s + 1918}{s^2 + 140.9 s + 159.2}$
6	3	88,59	$\frac{-2.132e-014 s^2 + 8.233e004 s - 1.708}{s^3 + 42.98 s^2 + 534.6 s + 1498}$
7	1	83,46	$\frac{145.1 s - 151.9}{s + 1.812}$
7	2	83,88	$\frac{1893 s - 180.1}{s^2 + 16.24 s + 49.21}$
7	3	93,43	$\frac{1.776e-015 s^2 + 698.5 s + 412.3}{s^3 + 15.33 s^2 + 70.63 s + 85.82}$

8	1	89,51	$\frac{443.2 s + 1.557e004}{s + 41.32}$
8	2	89,56	$\frac{6.724e004 s + 2.202e006}{s^2 + 153.1 s + 5858}$
8	3	88,89	$\frac{2.274e-013 s^2 + 1.107e007 s + 3.347e006}{s^3 + 1032 s^2 + 3.201e004 s + 1.966e004}$

Movimiento 3 Fuerza 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	85,45	$\frac{113.4 s - 267.7}{s + 1.982}$
1	2	92,8	$\frac{1909 s - 2503}{s^2 + 16.34 s + 66.75}$
1	3	95,8	$\frac{8.882e-015 s^2 + 78.32 s - 1899}{s^3 + 10.96 s^2 + 40.03 s + 48.74}$
2	1	91,23	$\frac{161.3 s + 460.1}{s + 0.0005664}$
2	2	95,29	$\frac{570.9 s + 2.895}{s^2 + 4.363 s + 4.982e-006}$
2	3	85,2	$\frac{-1.776e-015 s^2 - 718.1 s + 3.072}{s^3 + 4.74 s^2 + 2.224 s + 1.278e-006}$
3	1	90,53	$\frac{177.8 s + 1603}{s + 7.842}$
3	2	97,21	$\frac{1003 s + 151.9}{s^2 + 6.453 s + 9.876}$
3	3	97,28	$\frac{-2.274e-013 s^2 + 9.615e005 s + 6.156e004}{s^3 + 1006 s^2 + 6261 s + 9502}$
4	1	90,18	$\frac{78.33 s + 84.49}{s + 0.0004485}$

4	2	91,72	$\frac{7.495e004 s + 1.025e005}{s^2 + 1000 s + 0.02701}$
4	3	91,15	$\frac{-3.553e-014 s^2 + 4.276e004 s - 597.6}{s^3 + 49.71 s^2 + 617.7 s + 5.464e-006}$
5	1	89,41	$\frac{592.1 s + 1425}{s + 6.195}$
5	2	93,7	$\frac{-566 s + 686.1}{s^2 + 2.304 s + 1.327}$
5	3	93,66	$\frac{-5.329e-015 s^2 - 3152 s + 1.045e004}{s^3 + 13.3 s^2 + 31.65 s + 20.96}$
6	1	83,03	$\frac{76.61 s + 142.6}{s + 0.004301}$
6	2	96,13	$\frac{-115.9 s - 361.4}{s^2 + 0.078 s + 3.481e-005}$
6	3	96,24	$\frac{3.979e-013 s^2 - 4.298e004 s - 1.337e005}{s^3 + 365 s^2 + 17.54 s + 0.01288}$
7	1	83,93	$\frac{96.63 s + 2930}{s + 16.91}$
7	2	85,52	$\frac{2423 s + 9975}{s^2 + 16.88 s + 71.2}$
7	3	88,06	$\frac{-3.553e-015 s^2 - 3488 s + 7206}{s^3 + 10.95 s^2 + 39.97 s + 48.63}$

8	1	86,91	$\frac{396.8 s + 1.563e004}{s + 28.1}$
8	2	87,18	$\frac{4.984e004 s + 1.494e006}{s^2 + 102.9 s + 2649}$
8	3	83,85	$\frac{-4.547e-013 s^2 + 1.218e007 s - 3.297e005}{s^3 + 1026 s^2 + 2.613e004 s + 2.215e004}$

Movimiento 4 fuerza 1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	82,08	$\frac{575.2 s + 7146}{s + 12.65}$
1	2	91,9	$\frac{-397.4 s - 16.77}{s^2 + 2.4 s + 1.298}$
1	3	92,24	$\frac{-1.776e-015 s^2 + 3341 s + 50.89}{s^3 + 2.221 s^2 + 1.644 s + 0.4056}$
2	1	90,48	$\frac{66.66 s + 1266}{s + 13.49}$
2	2	89,88	$\frac{1400 s + 163}{s^2 + 16.45 s + 12.23}$
2	3	85,34	$\frac{-2.132e-014 s^2 + 5086 s + 140.1}{s^3 + 21.56 s^2 + 103.6 s + 66.69}$
3	1	89,15	$\frac{79.35 s + 1803}{s + 16.23}$
3	2	94,42	$\frac{966 s + 1004}{s^2 + 9.596 s + 23.02}$
3	3	96,32	$\frac{-7.105e-015 s^2 + 2.551e004 s + 3.817e004}{s^3 + 29.05 s^2 + 266.5 s + 743.4}$
4	1	88,87	$\frac{77.5 s + 37.94}{s + 2.156}$

4	2	94,75	$\frac{1754 s + 5153}{s^2 + 21.85 s + 119.3}$
4	3	95,77	$\frac{-2.842e-014 s^2 + 7691 s + 1.436e004}{s^3 + 22.02 s^2 + 161.5 s + 394.4}$
5	1	83,73	$\frac{387.3 s + 638}{s + 4.573}$
5	2	87,08	$\frac{-877.3 s + 98.73}{s^2 + 1.379 s + 0.4751}$
5	3	88,71	$\frac{-2.558e-013 s^2 - 9.811e004 s + 3.622e004}{s^3 + 136.9 s^2 + 284.9 s + 149.3}$
6	1	82,13	$\frac{106.9 s - 140}{s + 1.03}$
6	2	83,32	$\frac{1538 s - 201.3}{s^2 + 16.93 s + 46.17}$
6	3	83,43	$\frac{6.821e-013 s^2 + 1.494e006 s - 4.986e004}{s^3 + 1016 s^2 + 1.653e004 s + 4.718e004}$
7	1	79,02	$\frac{58.51 s + 2099}{s + 21.66}$
7	2	91,67	$\frac{1082 s + 1575}{s^2 + 12.59 s + 39.64}$
7	3	86,72	$\frac{-7.105e-015 s^2 - 946 s - 27.62}{s^3 + 17.58 s^2 + 75.7 s + 0.0001535}$

8	1	94,64	$\frac{161.9 s + 1876}{s + 6.575}$
8	2	95,49	$\frac{3796 s + 3.657e004}{s^2 + 23.58 s + 138.6}$
8	3	95,51	$\frac{2.231e005 s + 1.974e006}{s^3 + 67.87 s^2 + 1386 s + 7502}$

Movimiento 5 Fuerza1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	91,78	$\frac{11.12 s + 108.7}{s + 4.87}$
1	2	94,56	$\frac{233.7 s + 2355}{s^2 + 21.8 s + 118.8}$
1	3	96,84	$\frac{3.553e-015 s^2 + 1461 s + 1956}{s^3 + 18.69 s^2 + 116.3 s + 241.2}$
2	1	88,16	$\frac{305.6 s - 43.56}{s + 1.147}$
2	2	86,88	$\frac{5168 s - 305.6}{s^2 + 19.08 s + 22.25}$
2	3	86,87	$\frac{5.162e006 s - 2.264e005}{s^3 + 1019 s^2 + 1.91e004 s + 2.254e004}$
3	1	67,06	$\frac{1577 s + 7.28e004}{s + 130.9}$
3	2	71,07	$\frac{1.126e004 s + 3.874e004}{s^2 + 21.76 s + 118.4}$
3	3	88,32	$\frac{2.132e-014 s^2 - 1616 s + 4.783e004}{s^3 + 13.66 s^2 + 62.17 s + 94.33}$
4	1	87,09	$\frac{113.5 s + 5168}{s + 34.27}$

4	2	90,61	$\frac{2599 s + 9359}{s^2 + 18.19 s + 82.75}$
4	3	92,26	$\frac{4.263e-014 s^2 + 1.015e005 s + 4.318e005}{s^3 + 46.84 s^2 + 731.4 s + 3806}$
5	1	85,51	$\frac{192.1 s + 1825}{s + 11.32}$
5	2	92,81	$\frac{-14.66 s + 425.5}{s^2 + 3.674 s + 3.374}$
5	3	95,25	$\frac{-1.776e-014 s^2 + 3713 s + 291}{s^3 + 20.48 s^2 + 100.9 s + 29.12}$
6	1	86,04	$\frac{159 s + 3481}{s + 23.77}$
6	2	86,2	$\frac{1.279e004 s + 2.454e005}{s^2 + 82.08 s + 1684}$
6	3	82,15	$\frac{5.684e-013 s^2 - 3.349e005 s - 1.278e006}{s^3 + 948.3 s^2 + 30.62 s + 0.1024}$
7	1	90,44	$\frac{201.7 s + 736.4}{s + 4.664}$
7	2	90,73	$\frac{-359.4 s + 18.32}{s^2 + 0.8552 s + 0.1827}$
7	3	96,53	$\frac{-3.553e-014 s^2 - 7076 s + 182.8}{s^3 + 16.68 s^2 + 13.23 s + 1.636}$

8	1	94,02	$\frac{120.1 s + 208.7}{s + 3.622}$
8	2	96,81	$\frac{585.4 s + 268.2}{s^2 + 7.406 s + 13.71}$
8	3	98,69	$\frac{-2.487e-014 s^2 + 8398 s + 4804}{s^3 + 22.66 s^2 + 127.9 s + 212.5}$

Movimiento 6 fuerza1

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	90,83	$\frac{-34.67 s + 5643}{s + 480}$
1	2	92,58	$\frac{274 s + 4.976}{s^2 + 26.16 s + 1.115}$
1	3	93,69	$\frac{-1.776e-014 s^2 - 464.2 s - 12.78}{s^3 + 26.63 s^2 + 13.54 s + 0.4796}$
2	1	81,37	$\frac{110.9 s + 323.4}{s + 2.332}$
2	2	80,72	$\frac{842.3 s + 22}{s^2 + 11.08 s + 2.209}$
2	3	94,34	$\frac{-3265 s - 12.64}{s^3 + 11.83 s^2 + 20.38 s + 8.251e-005}$
3	1	87,42	$\frac{153.3 s + 371.7}{s + 5.017}$
3	2	87,99	$\frac{-255.1 s + 140.3}{s^2 + 2.246 s + 1.251}$
3	3	88,69	$\frac{-7.105e-015 s^2 - 798 s + 43.6}{s^3 + 7.934 s^2 + 15.84 s + 7.514}$
4	1	80,92	$\frac{42.97 s + 308.3}{s + 10.21}$

4	2	91,72	$\frac{-98.31 s + 4.864}{s^2 + 0.7379 s + 0.135}$
4	3	91,81	$\frac{-6.821e-013 s^2 - 9.076e004 s + 8433}{s^3 + 997.9 s^2 + 1012 s + 214.1}$
5	1	76,91	$\frac{-3.589 s + 8926}{s + 63.66}$
5	2	93,44	$\frac{1575 s + 726.4}{s^2 + 12.09 s + 28.67}$
5	3	92,25	$\frac{5.329e-015 s^2 - 1377 s + 0.3446}{s^3 + 12.01 s^2 + 29.06 s + 0.0001054}$
6	1	84,64	$\frac{142.1 s - 89.74}{s + 0.5145}$
6	2	85,53	$\frac{3672 s - 332.7}{s^2 + 27.63 s + 30.18}$
6	3	88,92	$\frac{2.132e-014 s^2 - 1.06e004 s - 133.5}{s^3 + 28.9 s^2 + 35.59 s + 7.395}$
7	1	82,22	$\frac{39.45 s + 686.5}{s + 9.254}$
7	2	85,3	$\frac{461 s + 60.37}{s^2 + 6.67 s + 11.12}$
7	3	81,8	$\frac{-1.243e-014 s^2 + 1340 s + 60.75}{s^3 + 11.31 s^2 + 40.82 s + 45.71}$

8	1	80,74	$\frac{91.52 s + 4165}{s + 16.6}$
8	2	82,37	$\frac{2451 s + 182.5}{s^2 + 12.5 s + 4.161}$
8	3	82,48	$\frac{4.547e-013 s^2 + 2.447e006 s + 1.543e005}{s^3 + 1012 s^2 + 1.249e004 s + 4062}$

Movimiento 1 Fuerza 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	89,9	$\frac{191.9 s + 1795}{s + 5.596}$
1	2	91,02	$\frac{5124 s + 6.086e004}{s^2 + 29.29 s + 214.4}$
1	3	93,01	$\frac{2.132e-014 s^2 + 3.562e004 s + 5.605e004}{s^3 + 21.86 s^2 + 159.3 s + 386.8}$
2	1	94,3	$\frac{193.7 s + 918.9}{s + 2.489}$
2	2	95,89	$\frac{2197 s + 8545}{s^2 + 11.66 s + 34}$
2	3	96,44	$\frac{1.776e-015 s^2 + 1.048e004 s + 633.6}{s^3 + 14.35 s^2 + 67.59 s + 103.9}$
3	1	85,57	$\frac{47.39 s + 968.6}{s + 9.416}$
3	2	87,76	$\frac{802.3 s + 1516}{s^2 + 9.587 s + 22.98}$
3	3	88,02	$\frac{5.329e-015 s^2 - 2433 s - 436.5}{s^3 + 4.643 s^2 + 5.39 s + 0.002849}$
4	1	91,53	$\frac{215.3 s + 19.71}{s + 1.174}$

4	2	96,58	$\frac{3537 s + 7963}{s^2 + 16.74 s + 70.07}$
4	3	96,88	$\frac{2.132e-014 s^2 + 1.674e005 s + 4.501e005}{s^3 + 54.64 s^2 + 812.4 s + 3665}$
5	1	95,44	$\frac{300.2 s + 2779}{s + 5.923}$
5	2	96,1	$\frac{7157 s + 7.014e004}{s^2 + 25.41 s + 161.4}$
5	3	96,11	$\frac{1.819e-012 s^2 + 7.222e006 s + 7.062e007}{s^3 + 1025 s^2 + 2.564e004 s + 1.622e005}$
6	1	92,12	$\frac{74.4 s + 220.8}{s + 4.129}$
6	2	91,77	$\frac{464.1 s + 422.5}{s^2 + 8.691 s + 18.88}$
6	3	96,68	$\frac{-7.105e-015 s^2 + 718 s + 3659}{s^3 + 11.98 s^2 + 45.61 s + 53.56}$
7	1	98,74	$\frac{350.6 s + 2831}{s + 5.997}$
7	2	99,07	$\frac{9207 s + 6.754e004}{s^2 + 27.17 s + 151.3}$
7	3	99,04	$\frac{3.553e-014 s^2 + 6.909e004 s - 1.099}{s^3 + 28.6 s^2 + 213.6 s + 129.1}$

8	1	86,8	$\frac{133.3 s + 2108}{s + 15.56}$
8	2	86,65	$\frac{5857 s - 396.4}{s^2 + 45.27 s + 0.01894}$
8	3	95,86	$\frac{7.105e-015 s^2 + 1.329e004 s - 405.2}{s^3 + 49.8 s^2 + 197.2 s + 5.643}$

Movimiento 2 fuerza 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	91,9	$\frac{197.1 s + 570.3}{s + 1.05}$
1	2	91,88	$\frac{1.975e005 s + 5.518e005}{s^2 + 1001 s + 978.7}$
1	3	93,27	$\frac{-5.684e-013 s^2 + 1.609e006 s + 3.639e005}{s^3 + 1009 s^2 + 8824 s + 2765}$
2	1	88,43	$\frac{30.1 s + 343}{s + 6.831}$
2	2	92,12	$\frac{220.5 s + 19.28}{s^2 + 5.065 s + 6.412}$
2	3	92,43	$\frac{6.395e-014 s^2 + 1.151e004 s + 592.8}{s^3 + 51.56 s^2 + 277.9 s + 379.9}$
3	1	86,32	$\frac{165.3 s + 9014}{s + 48.27}$
3	2	86,42	$\frac{2.233e005 s + 8.873e006}{s^2 + 1047 s + 4.721e004}$
3	3	91,83	$\frac{3.553e-015 s^2 + 5.108e004 s + 1.066e005}{s^3 + 30.56 s^2 + 311.2 s + 1057}$
4	1	89,02	$\frac{174.4 s + 1024}{s + 8.231}$

4	2	91,23	$\frac{481.5 s + 169.8}{s^2 + 6.865 s + 4.309}$
4	3	91,73	$\frac{7.105e-015 s^2 + 6283 s + 511.8}{s^3 + 20.7 s^2 + 104.9 s + 51.47}$
5	1	91,41	$\frac{81.17 s + 3850}{s + 42.31}$
5	2	91,65	$\frac{1.065e005 s + 3.194e006}{s^2 + 1035 s + 3.468e004}$
5	3	92,97	$\frac{-2.274e-013 s^2 + 3.907e006 s + 4.226e005}{s^3 + 1045 s^2 + 4.529e004 s + 3.378e004}$
6	1	94,11	$\frac{47.75 s + 2586}{s + 50.01}$
6	2	95,67	$\frac{1204 s + 7342}{s^2 + 25.08 s + 157.2}$
6	3	93,62	$\frac{2.046e-012 s^2 + 3.283e007 s - 5.107e006}{s^3 + 1647 s^2 + 6.475e005 s + 2.568e004}$
7	1	84,51	$\frac{62.83 s + 6675}{s + 29.56}$
7	2	93,13	$\frac{632.5 s + 37.75}{s^2 + 4.616 s + 5.328}$
7	3	99,19	$\frac{-2.132e-014 s^2 - 1229 s + 2320}{s^3 + 7.147 s^2 + 15.5 s + 9.17}$

8	1	86,64	$\frac{295.3 s + 1779}{s + 6.936}$
8	2	89,24	$\frac{760.4 s + 12.24}{s^2 + 6.392 s + 10.16}$
8	3	92,8	$\frac{-1.599e-014 s^2 - 1794 s + 103.3}{s^3 + 8.093 s^2 + 21.05 s + 17.34}$

Movimiento 3 fuerza2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	95,77	$\frac{71.44 s - 116.6}{s + 0.09603}$
1	2	96,89	$\frac{238.1 s - 720.4}{s^2 + 5.016 s + 6.275}$
1	3	97,34	$\frac{-3.197e-014 s^2 + 3460 s - 1.214e004}{s^3 + 21.4 s^2 + 94.01 s + 117.5}$
2	1	98,82	$\frac{206.4 s + 1263}{s + 4.52}$
2	2	98,81	$\frac{2.074e005 s + 1.253e006}{s^2 + 1004 s + 4485}$
2	3	98,8	$\frac{-1.592e-012 s^2 + 2.08e008 s + 1.251e009}{s^3 + 2004 s^2 + 1.009e006 s + 4.48e006}$
3	1	91,28	$\frac{1167 s + 6234}{s + 4.056}$
3	2	92,8	$\frac{9.001e004 s + 5.993e004}{s^2 + 68.03 s + 1.925}$
3	3	97,9	$\frac{3.553e-015 s^2 + 1.398e005 s + 135.8}{s^3 + 26.98 s^2 + 182 s + 0.0002246}$
4	1	89,37	$\frac{687.4 s + 797.8}{s + 2.64}$

4	2	92	$\frac{4354 s + 2645}{s^2 + 9.53 s + 22.71}$
4	3	90,25	$\frac{-3.411e-013 s^2 - 1.567e006 s + 2.79e005}{s^3 + 976.1 s^2 + 1583 s + 642.6}$
5	1	94,78	$\frac{90.02 s + 2116}{s + 22.86}$
5	2	94,81	$\frac{7171 s + 1.449e005}{s^2 + 79.27 s + 1571}$
5	3	97,79	$\frac{3.03e004 s + 8.329e004}{s^3 + 32.31 s^2 + 348 s + 1249}$
6	1	92,94	$\frac{126.1 s + 30.42}{s + 0.9252}$
6	2	88,24	$\frac{1112 s + 89.15}{s^2 + 10.89 s + 8.311}$
6	3	88,28	$\frac{-1.137e-013 s^2 + 6.234e005 s + 3.115e004}{s^3 + 576.3 s^2 + 6149 s + 4546}$
7	1	73,16	$\frac{382.6 s + 1.724e004}{s + 22.21}$
7	2	71,17	$\frac{4.437e004 s + 735.6}{s^2 + 67 s + 75.34}$
7	3	78,7	$\frac{-2.132e-013 s^2 + 1.7e006 s + 1.22e004}{s^3 + 106.5 s^2 + 2652 s + 2911}$

8	1	91,46	$\frac{197.4 s + 1697}{s + 6.169}$
8	2	95,27	$\frac{1244 s + 195}{s^2 + 7.045 s + 3.548}$
8	3	95,44	$\frac{-1.023e-012 s^2 + 1.224e006 s + 1.387e005}{s^3 + 998.4 s^2 + 6943 s + 3343}$

Movimiento 4 fuerza 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	91,41	$\frac{43.85 s + 671}{s + 7.83}$
1	2	93,57	$\frac{526.9 s + 281.5}{s^2 + 7.924 s + 9.697}$
1	3	91,56	$\frac{5.329e-014 s^2 + 7811 s + 1450}{s^3 + 24.97 s^2 + 149.9 s + 126.3}$
2	1	92,39	$\frac{2072 s + 3.512e004}{s + 14.66}$
2	2	92,35	$\frac{2.09e006 s + 3.533e007}{s^2 + 1015 s + 1.474e004}$
2	3	97,73	$\frac{-1.066e-014 s^2 + 2.3e005 s + 1.35e005}{s^3 + 18.42 s^2 + 113.1 s + 231.6}$
3	1	89,97	$\frac{674.1 s + 3052}{s + 7.547}$
3	2	93,93	$\frac{415.8 s + 2205}{s^2 + 4.287 s + 4.586}$
3	3	97,84	$\frac{4.511e004 s + 1.546e005}{s^3 + 20.99 s^2 + 146.9 s + 342.6}$
4	1	94,38	$\frac{740 s + 4280}{s + 5.017}$

4	2	94,38	$\frac{7.44e005 s + 4.296e006}{s^2 + 1005 s + 5048}$
4	3	95,66	$\frac{7.105e-015 s^2 + 5.233e004 s + 2.107e004}{s^3 + 16.38 s^2 + 88.82 s + 159.2}$
5	1	94,18	$\frac{974.9 s + 3.125e004}{s + 21.8}$
5	2	95,21	$\frac{7.931e004 s + 1.854e006}{s^2 + 71.53 s + 1279}$
5	3	97,69	$\frac{-2.842e-014 s^2 + 1.131e006 s + 7.589e006}{s^3 + 53.8 s^2 + 964.7 s + 5766}$
6	1	96,75	$\frac{1370 s + 370.4}{s + 0.5535}$
6	2	98,73	$\frac{1.881e004 s + 5.577e004}{s^2 + 14.68 s + 53.88}$
6	3	98,68	$\frac{3.553e-015 s^2 + 2.402e005 s + 5.081e005}{s^3 + 25.48 s^2 + 216.4 s + 612.7}$
7	1	95,59	$\frac{199.7 s + 3211}{s + 10.66}$
7	2	95,55	$\frac{2.016e005 s + 3.264e006}{s^2 + 1011 s + 1.085e004}$
7	3	95,54	$\frac{-9.095e-013 s^2 + 2.033e008 s + 3.31e009}{s^3 + 2011 s^2 + 1.022e006 s + 1.101e007}$

8	1	95,06	$\frac{175.6 s - 273}{s + 0.0008117}$
8	2	96,4	$\frac{7244 s - 1.381e004}{s^2 + 42.91 s + 0.002986}$
8	3	96,48	$\frac{-8.527e-014 s^2 + 1.017e006 s - 1.961e006}{s^3 + 155.8 s^2 + 6068 s + 0.4239}$

Movimiento 5 fuerza 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	85,12	$\frac{136.7 s + 253.3}{s + 4.075}$
1	2	89,71	$\frac{-374.9 s + 4.325}{s^2 + 0.4206 s + 0.04093}$
1	3	89	$\frac{-4.441e-015 s^2 - 508.6 s + 5.576}{s^3 + 1.777 s^2 + 0.613 s + 0.04948}$
2	1	88,23	$\frac{31.76 s + 11.38}{s + 1.429}$
2	2	93,29	$\frac{40.69 s + 12.67}{s^2 + 4.593 s + 5.274}$
2	3	93,81	$\frac{4.441e-016 s^2 + 63.66 s + 3.01}{s^3 + 1.21 s^2 + 0.4876 s + 0.0654}$
3	1	90,02	$\frac{562.1 s + 1.458e004}{s + 23.96}$
3	2	90,12	$\frac{4.98e004 s + 1.207e006}{s^2 + 89.27 s + 1992}$
3	3	82,1	$\frac{-2.274e-013 s^2 + 2.132e004 s + 1843}{s^3 + 1002 s^2 + 2218 s + 197}$
4	1	89,37	$\frac{185.8 s + 260.9}{s + 0.0004205}$

4	2	90,49	$\frac{403.3 s + 1.84}{s^2 + 4.328 s + 4.972e-006}$
4	3	94,06	$\frac{1.776e-014 s^2 - 3375 s + 1.543}{s^3 + 18.86 s^2 + 21.91 s + 8.832e-006}$
5	1	87,41	$\frac{599 s + 290.3}{s + 3.48}$
5	2	89,44	$\frac{2146 s - 4289}{s^2 + 9.699 s + 23.52}$
5	3	95,56	$\frac{-1.421e-014 s^2 - 6012 s - 1079}{s^3 + 17.56 s^2 + 97.25 s + 163.3}$
6	1	94,74	$\frac{199.1 s + 2050}{s + 6.277}$
6	2	96,19	$\frac{5289 s + 5.929e004}{s^2 + 27.93 s + 195.1}$
6	3	96,68	$\frac{1.279e-013 s^2 + 2.479e005 s + 2.817e006}{s^3 + 63.43 s^2 + 1341 s + 9452}$
7	1	96,55	$\frac{555.3 s + 4151}{s + 4.168}$
7	2	97,49	$\frac{1.186e004 s + 9.589e004}{s^2 + 22.34 s + 110.8}$
7	3	97,55	$\frac{8.527e-014 s^2 + 9.049e005 s + 7.2e006}{s^3 + 77.12 s^2 + 1711 s + 8274}$

8	1	94,97	$\frac{710.3 s + 3046}{s + 5.481}$
8	2	94,48	$\frac{-1914 s + 114.6}{s^2 + 0.942 s + 0.2214}$
8	3	96,79	$\frac{1201 s - 6.79}{s^3 + 17.11 s^2 + 66.1 s + 2.916}$

Movimiento 6 fuerza 2

Sujeto	Orden	Aproximación	Modelo
1	1	88,62	$\frac{64.72 s + 68.88}{s + 0.0004496}$
1	2	92,97	$\frac{6.026e004 s + 9.952e004}{s^2 + 1000 s + 0.006006}$
1	3	92,9	$\frac{-2.274e-013 s^2 + 6.04e007 s + 9.952e007}{s^3 + 2000 s^2 + 1e006 s + 6.006}$
2	1	95,31	$\frac{110.8 s + 192.2}{s + 3.305}$
2	2	96,71	$\frac{901.9 s + 99.7}{s^2 + 12.82 s + 16.41}$
2	3	95,71	$\frac{-2.132e-014 s^2 - 1201 s - 8.721}{s^3 + 14.25 s^2 + 34.85 s + 20.5}$
3	1	95,96	$\frac{115.7 s + 1296}{s + 8.647}$
3	2	98,32	$\frac{921.3 s + 1578}{s^2 + 8.136 s + 16.55}$
3	3	93,72	$\frac{1.776e-014 s^2 + 7503 s + 219}{s^3 + 23.98 s^2 + 109.2 s + 68.89}$
4	1	94,48	$\frac{603.5 s + 815.1}{s + 0.0001516}$

4	2	94,47	$\frac{6.016e005 s + 8.104e005}{s^2 + 1000 s + 0.1507}$
4	3	96,23	$\frac{-2.487e-014 s^2 + 3717 s - 4.426}{s^3 + 28.96 s^2 + 68.91 s + 4.957e-007}$
5	1	95,42	$\frac{495.2 s + 3127}{s + 9.608}$
5	2	97,37	$\frac{920.7 s + 4137}{s^2 + 7.013 s + 12.29}$
5	3	97,94	$\frac{2.099e004 s + 1138}{s^3 + 26.49 s^2 + 164.5 s + 48.99}$
6	1	97,36	$\frac{41.73 s + 201.9}{s + 3.623}$
6	2	98,49	$\frac{845.2 s + 6115}{s^2 + 22.28 s + 124.1}$
6	3	98,26	$\frac{-9.237e-014 s^2 + 1.833e004 s + 9.675e004}{s^3 + 38.38 s^2 + 490.8 s + 2091}$
7	1	83,64	$\frac{250.4 s + 1.233e004}{s + 61.23}$
7	2	83,65	$\frac{5.017e004 s + 2.103e006}{s^2 + 204.4 s + 1.045e004}$
7	3	83,65	$\frac{5.684e-014 s^2 + 1.485e007 s + 5.887e008}{s^3 + 428.9 s^2 + 6.133e004 s + 2.923e006}$

8	1	97,71	$\frac{293.5 s + 1.197e004}{s + 41.51}$
8	2	97,71	$\frac{1.838e005 s + 7.287e006}{s^2 + 615.6 s + 2.528e004}$
8	3	98,58	$\frac{4.547e-013 s^2 + 3.611e006 s + 1.249e007}{s^3 + 1015 s^2 + 1.475e004 s + 5.109e004}$