

**EXPERIMENTACIÓN Y PREDICCIÓN DE LAS ACTIVACIONES MUSCULARES
MEDIANTE REDES NEURONALES EN MOVIMIENTOS DE ABDUCCIÓN,
ADUCCIÓN Y ROTACIÓN EXTERNA DE LA ARTICULACIÓN GLENOHUMERAL**

JOHAN ALEXANDER TIRADO ORTIZ
ANDRÉS JULIÁN VALBUENA VILLAMIL

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
INGENIERÍA MECÁNICA
BUCARAMANGA
2023

**EXPERIMENTACIÓN Y PREDICCIÓN DE LAS ACTIVACIONES MUSCULARES
MEDIANTE REDES NEURONALES EN MOVIMIENTOS DE ABDUCCIÓN,
ADUCCIÓN Y ROTACIÓN EXTERNA DE LA ARTICULACIÓN GLENOHUMERAL**

JOHAN ALEXANDER TIRADO ORTIZ
ANDRÉS JULIÁN VALBUENA VILLAMIL

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Mecánico

Director:

Diego Fernando Villegas Bermudez
Phd en Ingeniería Mecánica y Mecánica Teórica

Codirector:

Diego Andrés Rueda Quiñonez
Ingeniero Mecánico

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
INGENIERÍA MECÁNICA
BUCARAMANGA

2023

AGRADECIMIENTO

Expreso primordialmente mi agradecimiento a mis Padres, Myriam Cecilia y Carlos Arturo, porque gracias a ellos es quien soy y he llegado a realizar este proyecto.

Agradezco a nuestro director de tesis el doctor Diego Fernando Villegas Bermúdez por su guía y apoyo, también a nuestro codirector el ingeniero Diego Andrés Rueda Quiñonez, que gracias a su conocimiento y disposición pudimos llevar a cabo el desarrollo de esta investigación.

Un especial agradecimiento al profesor Lusvin Javier Amado Forero, Líder la de la línea biomecánica y biorobótica del programa de Ingeniería Biomédica de la Universidad Autónoma de Bucaramanga y a su asistente la ingeniera Camila Alejandra Botero Cubides por otorgarnos el acceso y la asistencia en el laboratorio de biomecánica de la Universidad Autónoma de Bucaramanga.

A mis compañeros de carrera que fueron una ayuda para llevar la vida estudiantil de una manera más amena y divertida.

Agradezco también a mi compañero de tesis Johan Alexander Tirado Ortiz, por la entrega y dedicación para llevar a término este proyecto.

Andrés Julián Valbuena Villamil

DEDICATORIA

A mis Padres, Myriam Cecilia y Carlos Arturo, que siempre me han apoyado con su amor y guía en cada paso de mi vida.

A mis hermanos y hermana Luis Carlos, Juan Camilo y Celeste que sé que son mi apoyo incondicional, mi motor y las personas que más me motivan a cumplir mis sueños, espero poder celebrarlos todos con ellos.

A Emilia y Tomás, desde que llegaron han sido una luz y esperanza para mi vida.

A mi novia María José, por el amor y compañía que me ha brindado el último año.

Andrés Julián Valbuena Villamil

AGRADECIMIENTO

Expreso primordialmente mi agradecimiento a mi Madre Mercy Ortiz Salgado y padrinos Jaime Guerrero Ribero y Nelly Angulo de Guerrero, porque gracias a ellos y su apoyo incondicional se me ha permitido llegar hasta este punto.

Agradezco a nuestro director de tesis el doctor Diego Fernando Villegas Bermúdez por su guía y apoyo, también a nuestro codirector el ingeniero Diego Andrés Rueda Quiñonez, que gracias a su conocimiento y disposición pudimos llevar a cabo el desarrollo de esta investigación.

Un especial agradecimiento al profesor Lusvin Javier Amado Forero, Líder la de la línea biomecánica y biorrobótica del programa de Ingeniería Biomédica de la Universidad Autónoma de Bucaramanga y a su asistente la ingeniera Camila Alejandra Botero Cubides por otorgarnos el acceso y la asistencia en el laboratorio de biomecánica de la Universidad Autónoma de Bucaramanga.

A mis docentes en general que impartieron su conocimiento tanto académico como personal, para infundir en mi un pensamiento crítico y profesional.

Agradezco también a mi compañero de tesis Andrés Julián Valbuena Villamil, por la entrega y dedicación para llevar a término este proyecto.

Johan Alexander Tirado Ortiz

DEDICATORIA

A mi madre Mercy Ortiz por darme una educación integral en todo sentido, llena de valores y principios fundamentales para llegar a ser quien soy.

A mis padrinos Jaime Guerrero Ribero y Nelly Angulo de Guerrero, quienes han estado presentes en mi vida siendo un apoyo en cada instante de ella, formando parte de mi familia.

A mi padre Jairo Tirado que, aunque partió de este mundo hace tantos años, ha estado presente de muchas maneras en los momentos importantes de mi desarrollo.

A mi hermana Luisa Fernanda Tirado Ortiz, por ser mi acompañante de vida.

A mi pareja Emily, por el amor y compañía que me ha brindado en los últimos 3 años.

Johan Alexander Tirado Ortiz

CONTENIDO

1. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	16
2. OBJETIVOS	18
2.1 OBJETIVO GENERAL	18
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
3. JUSTIFICACIÓN DE LA SOLUCIÓN	19
4. ANTECEDENTES Y REFERENTES TEÓRICOS	21
4.1 ANTECEDENTES	21
4.2 REFERENTES TEÓRICOS	26
4.2.1 Fisiología del tejido muscular	26
4.2.2 Articulación glenohumeral	28
4.2.3 Movimientos	30
4.2.3.1 Abducción y aducción del hombro	30
4.2.3.2 Movimiento de rotación externa e interna	31
4.2.3.4 Movimiento de flexión y extensión del hombro	32
4.2.4 Músculos actuantes en el complejo del hombro	33
4.2.4.1 Deltoides	33
4.2.5.2 Músculo pectoral mayor	34
4.2.4.3 Músculo infraespinoso	35
4.2.4.4 Músculo dorsal ancho	36
4.2.5 Señales Electromiográficas EMG	37
4.2.6 Red neuronal	38
4.2.7 Funciones de activación	42
5. CONSIDERACIONES ÉTICAS	44
5.1 Principios éticos	44

5.2 Nivel de riesgo	45
5.3 Manejo de la información	45
6. EXPERIMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS	47
6.1. Experimentación	47
6.1.1. Selección de los sujetos	51
6.1.2. Posición de los marcadores	53
6.1.3. Toma de datos	54
6.1.4. Creación del modelo 2D y 3D	57
6.1.5. Tratamiento de datos	60
6.1.5.1. Tratamiento de datos en el software SMARTRACKER.	60
6.1.5.2. Tratamiento de datos en el software Matlab.	63
6.1.5.3 Análisis de datos electromiográficos.	64
7. RED NEURONAL Y CLASIFICACIÓN DE MOVIMIENTOS	66
8. DETERMINACIÓN DE CARGAS	74
9). ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS	89
10. CONCLUSIONES	93
11. RECOMENDACIONES	94

Lista de figuras

Figura 1. Estructura básica del algoritmo de estimación de los movimientos básicos de la mano.	22
Figura 2. Diagrama esquemático de los tres modelos usados en el estudio.	22
Figura 3. Puntos de referencia óseos y sistemas de coordenadas locales del tórax, clavícula, escápula y húmero.	24
Figura 4. Segmento de sistemas de coordenada para el húmero.	25
Figura 5. Descripción anatómica del músculo.	27
Figura 6. Articulación glenohumeral.	29
Figura 7. Movimiento de abducción y aducción del brazo.	31
Figura 8. Movimiento de rotación externa e interna del brazo.	32
Figura 9. Movimiento de flexión y extensión del brazo.	32
Figura 10. Porción anterior, medial y posterior del músculo deltoides.	34
Figura 11. Músculo pectoral mayor.	35
Figura 12. Músculo infraespinoso.	36
Figura 13. Músculo dorsal ancho.	37
Figura 14. Representación de una red neuronal convolucional.	39
Figura 15. Interfaz del software SMARTclinic para la calibración.	48
Figura 16. Selección de método de calibración.	49
Figura 17. Calibración de las cámaras haciendo uso de eje coordenado.	49
Figura 18. Calibración dinámica del laboratorio.	50
Figura 19. Análisis de la calibración del laboratorio.	51
Figura 20. Creación del protocolo.	55
Figura 21. Creación del nuevo paciente.	55
Figura 22. Creación de la nueva sesión.	56
Figura 23. Interfaz para la toma de datos.	56
Figura 24. Modelo 2D. SMARTtracker.	58
Figura 25. Datos experimentales de los marcadores sin conexión. SMARTtracker.	59
Figura 26. Modelo 3D. SMARTtracker.	60
Figura 27. Total de marcadores en el movimiento. SMARTtracker.	61
Figura 28. Remoción de marcadores fantasmas. SMARTtracker.	62
Figura 29. Finalización del proceso y exportación de datos. SMARTtracker.	62

Figura 30. Señales electromiográficas sin filtrar de los 8 canales electromiográficos.	63
Figura 31. Señales electromiográficas filtradas de los 8 canales electromiográficos.	63
Figura 32. Datos cinemáticos del marcador llamado GH en el movimiento de abducción.	64
Figura 33. Representación visual de la matriz obtenida en un fichero MatFile de MatLab.	66
Figura 34. Mejor rendimiento de validación en la época 10.	68
Figura 35. Precisión en el entrenamiento y validación para un modelo con y sin la capa Dropout respectivamente.	70
Figura 36. Magnitud de pérdida con respecto a las épocas de entrenamiento.	70
Figura 37. Curva de aprendizaje del modelo.	72
Figura 38. Matriz de confusión de los datos de testeo.	73
Figura 39. Diagrama de barras para los aciertos y predicciones del modelo.	73
Figura 40. Marcadores centrados según los ejes de referencia de Mokka.	74
Figura 41. Marcadores sin centrar según los ejes de Mokka.	75
Figura 42. Importación del modelo en OpenSim.	76
Figura 43. Visualización del modelo cargado. OpenSim.	77
Figura 44. Visualización de los datos experimentales. Opensim.	78
Figura 45. Apartado Model Offset. OpenSim.	79
Figura 46. Centrado de datos experimentales Model Offset. OpenSim.	79
Figura 47. Apartado "Tools". OpenSim.	80
Figura 48. Apartado "Inverse Kinematics Tool". OpenSim.	81
Figura 49. Ventana "Messages" con valores de errores de ejecución. OpenSim.	81
Figura 50. Apartado "Inverse Dynamics Tool" OpenSim.	82
Figura 51. "Analyze Tool". OpenSim.	83
Figura 52. Ventana Plotter. OpenSim.	84
Figura 53. Ventana "select data columns to plot". OpenSim	84
Figura 54. Gráfica obtenida del análisis.	85
Figura 55. Carga vs tiempo sin desfase.	86
Figura 56. Carga (%BW) vs tiempo.	87

Figura 57. Carga vs tiempo en sujetos MH y AJ.	87
Figura 58. Carga vs Tiempo. OrthoLoad.	88
Figura 59. Datos cinemáticos del marcador [10] del movimiento de extensión para el sujeto ON.	89
Figura 60. Datos cinemáticos del marcador GH del movimiento de abducción para el sujeto ON.	90

Lista de tablas

Tabla 1. Número de electrodos con su respectiva ubicación muscular.	23
Tabla 2. Caracterización de los sujetos de prueba.	52
Tabla 3. Movimientos con su respectiva etiqueta.	66
Tabla 4. Resultados experimentales con comparación.	68
Tabla 5. Resumen de los parámetros usados en el modelo de red neuronal.	90
Tabla 6. Cargas máximas en la articulación glenohumeral para cada individuo.	92

Lista de Anexos

“Los anexos están adjuntos y puede visualizarlos en base de datos de la biblioteca UIS”

Anexo A. Consentimiento Informado

Anexo B. Carta de solicitud CEINCI

Anexo C. RP

Anexo D. Modelo clasificación EMG

Anexo E. Movimientos

RESUMEN

TÍTULO: EXPERIMENTACIÓN Y PREDICCIÓN DE LAS ACTIVACIONES MUSCULARES MEDIANTE REDES NEURONALES EN MOVIMIENTOS DE ABDUCCIÓN, ADUCCIÓN Y ROTACIÓN EXTERNA DE LA ARTICULACIÓN GLENOHUMERAL. *

AUTOR: JOHAN ALEXANDER TIRADO ORTIZ, ANDRÉS JULIÁN VALBUENA VILLAMIL. **

PALABRAS CLAVE: ARTICULACIÓN GLENOHUMERAL, RED NEURONAL, CARGAS EN ARTICULACIÓN, SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS INGENIERÍA BIOMECÁNICA.

DESCRIPCIÓN:

El presente proyecto de investigación estipula el proceso de obtención de señales electromiográficas (EMG) en movimiento de abducción-aducción, flexión-extensión y rotación interna y externa de la articulación glenohumeral. El propósito fundamental de la obtención de datos es entrenar un modelo de red neuronal para que esta prediga, dependiendo de los datos de entrada, qué tipo de movimiento se está generando y a su vez, encontrar las cargas actuantes en la articulación glenohumeral en los movimientos previamente mencionados. La obtención de los datos electromiográficos fue posible gracias al profesor Lusvin Javier Amado Forero, quien es el encargado del laboratorio de biomecánica de la UNAB, el protocolo de posición de marcadores y obtención de datos se hizo siguiendo la recomendación de la ISB. Varias investigaciones de redes neuronales para clasificación de señales EMG fueron la base para el diseño del modelo de red neuronal, se siguieron los pasos fundamentales para dicho objetivo como lo es la normalización de datos, la división de datos de entrenamiento, testeo y validación y la realización de actividades para evitar el overfitting. Se obtuvo una precisión del 91.29% en la predicción de los movimientos previamente descritos. Las cargas en la articulación fueron obtenidas con ayuda del software opensim y se observó que la carga máxima iba del 30% al 80% de la masa de cada individuo, coincidiendo con la base de datos de Orthoload.

* Proyecto de Grado

** Facultad de ingenierías fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica. Director: Diego Fernando Villegas Bermúdez. Phd en ingeniería mecánica. Codirector: Diego Andrés Rueda Quiñonez. Ingeniero Mecánico.

ABSTRACT

TITLE: EXPERIMENTATION AND PREDICTION OF MUSCLE ACTIVATIONS BY MEANS OF NEURAL NETWORKS IN ABDUCTION, ADDUCTION AND EXTERNAL ROTATION MOVEMENTS OF THE GLENOHUMERAL JOINT. *

AUTHOR: JOHAN ALEXANDER TIRADO ORTIZ, ANDRÉS JULIÁN VALBUENA VILLAMIL. **

KEYWORDS: GLENOHUMERAL JOINT, NEURAL NETWORK, JOINT LOADS, ELECTROMYOGRAPHIC SIGNALS BIOMECHANICAL ENGINEERING.

DESCRIPTION:

The present research project stipulates the process of obtaining electromyographic (EMG) signals in abduction-adduction, flexion-extension, and internal and external rotation motion of the glenohumeral joint. The main purpose of obtaining data is to train a neural network model to predict, depending on the input data, what type of movement is being generated and, in turn, to find the loads acting on the glenohumeral joint in the previously mentioned movements. Obtaining the electromyographic data was possible thanks to Professor Lusvin Javier Amado Forero, who is in charge of the biomechanics laboratory of the UNAB, the protocol of marker position and data collection was done following the recommendation of the ISB. Several investigations of neural networks for EMG signal classification were the basis for the design of the neural network model, the fundamental steps for this objective were followed, such as data normalization, training data division, testing and validation, and the performance of activities to avoid overfitting. An accuracy of 91.29% was obtained in the prediction of the movements previously described. The joint loads were obtained with the help of opensim software, and it was observed that the maximum load ranged from 30% to 80% of the mass of everyone, coinciding with the Orthoload database.

*Bachelor Thesis

** Faculty of Physicomechanics. School of Mechanical Engineering. Director: Diego Fernando Villegas Bermudez. PhD Mechanical Engineering. Co-director: Diego Andrés Rueda Quiñonez. Mechanical engineer.

1. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

La electromiografía es un diagnóstico sumamente importante en la medicina y en la biomecánica ya que, tal como lo menciona el profesor Kerry R. Mills en su artículo publicado en 2005, se puede ayudar a diagnosticar o descartar ciertas enfermedades como lo son: distrofia muscular o polimiositis, enfermedades que afectan la conexión entre el nervio y el músculo como la miastenia gravis, síndrome del túnel carpiano o neuropatías periféricas, trastornos que afectan las neuronas motoras del cerebro como la esclerosis lateral amiotrófica, hernia de disco en la columna vertebral, entre otras. Existe un amplio espectro de investigaciones alusivas a esta área de la medicina, que van desde los conceptos básicos de la electromiografía (De Luca Carlo, 2006); pasando por los métodos para el análisis y procesamiento de señales electromiográficas (Gila, L., 2009) hasta investigaciones con un objetivo más específico como el desarrollo de una herramienta software para detección de movimientos del antebrazo, realizada por (Pinto y Guamán, 2020) o el uso de la electromiografía como método para determinar la intervención muscular en deportes de precisión (Gianikellis, Maynar y Arribas, 2011).

Estos estudios mencionados y otros que se mencionan a continuación se basan en encontrar un patrón de señales electromiográficas de los músculos de diferentes partes del cuerpo en diferentes tipos de movimiento. Sin embargo, aunque se han informado patrones de movimiento con uno o dos grados de libertad, hay poca investigación sobre el reconocimiento de patrones de movimiento de múltiples grados de libertad en la articulación del hombro y el codo. Los exoesqueletos de extremidades superiores controlados por EMG no se han descrito en la literatura. Esto podría deberse a los desafíos en el procesamiento de la señal de la compleja activación de múltiples músculos para múltiples grados de libertad de los movimientos de la parte superior. Se ha hipotetizado que los algoritmos de aprendizaje automático de la CNN pueden simplificar el procesamiento de señales EMG multicanal para el control de sistemas robóticos posteriores basados en el reconocimiento de patrones de movimiento. (Jiang, Chen, Zhang, Chen, Zhou, Ni, Muh y Lemos, 2020).

Actualmente, los estudios o investigaciones relacionadas con la electromiografía también deben tener en cuenta con variables en simultáneo como lo son: el consumo de energía, fatiga muscular, rapidez y exactitud de los movimientos. Es por lo que se plantea la necesidad de

generar un algoritmo para la determinación de la activación muscular y el reconocimiento de los patrones de las señales electromiográficas. Se plantea la implementación de una red neuronal para predecir el tipo de movimiento y así obtener una base de datos que se pueda implementar en investigaciones futuras relacionadas con el tema.

El propósito de esta investigación es realizar la experimentación para obtener los datos requeridos que contribuyan en el proceso de diseño e implementación de la red neuronal con una cierta arquitectura que permita clasificar los movimientos y estimar las cargas de los músculos actuantes en la articulación del hombro.

2. OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GENERAL

- Estimar las cargas y activación de los músculos actuantes, no superficiales, en los movimientos de abducción, aducción y rotación externa de hombro en la articulación glenohumeral mediante el uso de un algoritmo implementando una red neuronal..

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Generar una base de conocimiento para la red neuronal, utilizando el laboratorio de biomecánica de la universidad autónoma de Bucaramanga (UNAB) para la obtención de datos EMG y de posición para seis (6) individuos adultos sanos.
- Implementar una red neuronal en python, la cual partir de los datos cinemáticos obtenidos de la posición, y de EMG con el fin de clasificar la activación de los músculos a partir de una señal de entrada.
- Estimar las cargas aplicadas en la articulación glenohumeral haciendo uso de la plataforma de software OpenSim.

3. JUSTIFICACIÓN DE LA SOLUCIÓN

El ser humano se vale el 100% del tiempo de su sistema locomotor, gracias a este puede desempeñar las actividades cotidianas que un individuo deba realizar y una afectación a este sistema implica, en pocas palabras, disminuir la calidad de vida del individuo. Entre algunas de las afecciones del sistema locomotor están los trastornos musculares, trastornos que afectan la conexión entre la motoneurona y el músculo, trastornos del nervio periférico y afecciones que perjudican a las neuronas motoras de la médula espinal o del cerebro.

El miembro superior hace posible la realización de las actividades cotidianas del individuo, y teniendo en cuenta que la articulación glenohumeral es la articulación que se disloca con más frecuencia, se hace necesario desarrollar estudios y técnicas para evitar estas afecciones o en su momento, diagnosticar el tipo de afección al sistema locomotor. Un ejemplo de estos procedimientos es la electromiografía y el desarrollo de modelos músculo esqueléticos (MME).

La electromiografía (EMG) es un procedimiento de diagnóstico que se utiliza para evaluar la salud de los músculos y nervios que los controlan (neuronas motoras). Esto se hace mediante la ubicación de electrodos en el área de la piel donde se han presentado síntomas relacionados a trastornos del sistema locomotor. Estos electrodos reciben una señal eléctrica entre diferentes puntos y evalúan cuán bien se comunican las neuronas motoras con los músculos, midiendo la velocidad y fuerza de estas señales.

Un modelo músculo esquelético es la representación y cuantificación de las interacciones de ciertos parámetros anatómicos. El estudio de estos crea la posibilidad de comprender y llegar a simular comportamientos y estructuras anatómicas del cuerpo humano. De manera puntual, los MME están enfocados en describir los mecanismos del sistema locomotor.

Al percatarse de la lejana posibilidad de realizar mediciones de las cargas musculares de manera aislada por parte de los sensores disponibles actualmente, los MME surgen como una alternativa la cual se encarga de realizar la predicción de dichas cargas y representarlas de manera matemática y digital, lo que permite realizar análisis sin la

necesidad de procedimientos invasivos (métodos quirúrgicos) en el usuario. Esta determinación de la actividad muscular es de gran relevancia en diferentes estudios, como lo son: el desarrollo de herramientas e instrumentos de asistencia mecánica, implementación en el área de las prótesis biónicas e incluso en programas diseñados para la rehabilitación y fortalecimiento de músculos presentes en los movimientos de estudio.

Estos estudios posibilitan la comprensión del comportamiento normal de las estructuras presentes, así como la detección de patologías, el análisis de sensibilidad, desgaste e impacto, ante la posible presencia de un fallo.

La determinación de actividad muscular usualmente es realizada por medio de algoritmos de optimización dinámica, los cuales han demostrado resultados aceptables al momento de ser implementados, la limitante presente es el escaso rango de movimientos para los cuales se puede implementar. Por dicha razón se plantea la posibilidad de crear un algoritmo que tenga la capacidad de determinar la activación muscular, replicando el comportamiento natural del sistema nervioso central, que tome como entradas las características del movimiento y retorne patrones lógicos de dicha actividad muscular, los cuales han de estar aislados en cómo interactúa cada grupo muscular en el movimiento estudiado.

4. ANTECEDENTES Y REFERENTES TEÓRICOS

4.1 ANTECEDENTES

En este apartado se encuentran los antecedentes de los estudios previamente realizados en el tema de la presente investigación, con el fin de contextualizar sobre el tema de la propuesta al lector. Posteriormente, se teorizará en los referentes los conceptos más importantes que se constituyen en los ejes o variables de los objetivos.

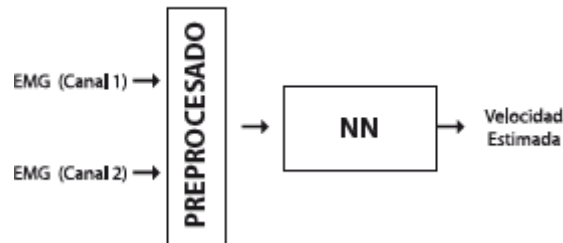
Hoy en día, las redes neuronales, el Deep learning y la inteligencia artificial son usadas en muchos aspectos de la ingeniería y la biomédica no es la excepción. Hasta la fecha existen varios estudios realizados con el fin de estimar velocidades, cargas y activación de los músculos en distintos tipos de movimiento del brazo y mano humana haciendo uso de las tecnologías previamente mencionadas. A continuación, se presentan algunos de estos estudios.

4.1.1 Sandoval C., Villamizar R., Delgado E. y Cordero A. "Estimación de velocidad del movimiento de mano usando redes neuronales artificiales y mediciones electromiográficas" Grupo de investigación CEMOS, Universidad Industrial de Santander, 2010.

En este estudio se presentó el desarrollo de un algoritmo para la estimación de la velocidad de los movimientos básicos de la mano, tomando datos de la actividad electromiográfica del antebrazo para así entrenar redes neuronales para obtener dicho objetivo. En dicho trabajo se escogió una red neuronal NARX (nonlinear autoregressive network with exogenous inputs) con arquitectura en paralelo para representar la relación entre las señales obtenidas. En la figura 1 se muestra un diagrama simplificado de la estructura que entrega la estimación de la velocidad.

La metodología que se siguió fue en primer lugar la toma de datos, luego el procesamiento de estos para finalizar con el análisis de estos datos, este estudio se usa como antecedente de esta investigación puesto que la manera en la que se llevará es similar, también para tener una guía de cómo se hizo el entrenamiento de la red neuronal.

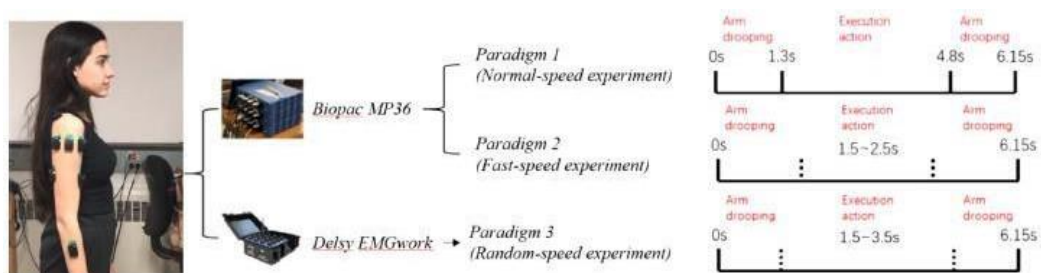
Figura 1. Estructura básica del algoritmo de estimación de los movimientos básicos de la mano.



4.1.2 Yongyu Jiang, Christine Chen, Xiaodong Zhang, Chaoyang Chen, Yang Zhou, Guoxin Ni, Stephanie Muh, Stephen Lemos. “Shoulder muscle activation pattern recognition based on sEMG and machine learning algorithms” 2020.

El objetivo de este estudio fue procesar las señales bioeléctricas en los músculos pertenecientes al hombro, esto para tener el control del movimiento de un dispositivo robótico de asistencia para rehabilitación. Se construyó una red neuronal convolucional (CNN) para procesar las señales EMG de 12 músculos y así poder reconocer patrones de movimiento en la parte superior del brazo, con distintos tipos de movimiento y con distintas velocidades de prueba. Los datos fueron recolectados en tres grupos según la velocidad de prueba, tal como lo muestra la figura 2.

Figura 2. Diagrama esquemático de los tres modelos usados en el estudio.



Se escogió un grupo de 15 personas para el estudio, nueve hombres y 6 mujeres, todos ellos siendo diestros. Se realizaron movimientos de toma, abducción, avance y retroceso, que son los movimientos fundamentales de la articulación superior. Se

registraron las señales EMG de 12 músculos que controlan los movimientos de la parte superior del brazo. Los nombres de los músculos y los números de electrodos correspondientes se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1. Número de electrodos con su respectiva ubicación muscular.

Electrode Number	Muscle	Electrode Number	Muscle
1	Middle Deltoid	7	Infraspinatus
2	Anterior Deltoid	8	Teres Major
3	Posterior Deltoid	9	Bicep
4	Supraspinatus	10	Triceps
5	Pectoralis Major	11	Wrist flexor
6	Trapezius	12	Wrist extensor

Este estudio demostró que las señales EMG de los músculos del hombro y del brazo de los movimientos de la extremidad superior pueden procesarse utilizando algoritmos CNN para decodificar los movimientos idénticos de la extremidad superior, incluyendo la toma, el avance/retroceso, la abducción y el descanso. Los modelos CNN construidos en esta investigación tuvieron resultados con 97,57% de precisión al reconocer los patrones de movimiento utilizando señales EMG del mismo individuo y dispositivo.

4.1.3 Ge Wua, Frans C.T. van der Helm, H.E.J. (DirkJan) Veeger, Mohsen Makhsous Peter Van Roy, Carolyn Anglin, Jochem Nagels Andrew R. Karduna, Kevin McQuade, Xuguang Wang, Frederick W. Werner, Bryan Buchholz “ISB recommendation on definitions of joint coordinate systems of various joints for the reporting of human joint motion—Part II: shoulder, elbow, wrist and hand” 2005.

En este artículo, el comité de estandarización y terminología de la sociedad internacional de biomecánicos propone una definición de sistema de coordenadas articulares para el hombro, mano, muñeca y codo.

Para cada una de estas articulaciones, se presenta una estandarización para el sistema de eje local en cada segmento articular o hueso.

La sociedad internacional de biomecánicos recomienda usar el mismo conjunto de marcas óseas; sistema de coordenadas idénticos e informar los movimientos de acuerdo con este estándar, para facilitar su uso, revisión y discusión. Con estos estándares, se conducirá a una mejor comunicación entre investigadores y médicos.

Por esta razón, se tiene el artículo previamente descrito como documento guía para la presente investigación. Debido a que la principal articulación que se estudiará es la relacionada con el hombro, se presenta la terminología propuesta para los puntos de referencia anatómicos (Figura 3) y también el segmento de sistemas de coordenada para el húmero (Figura 4).

Figura 3. Puntos de referencia óseos y sistemas de coordenadas locales del tórax, clavícula, escápula y húmero.

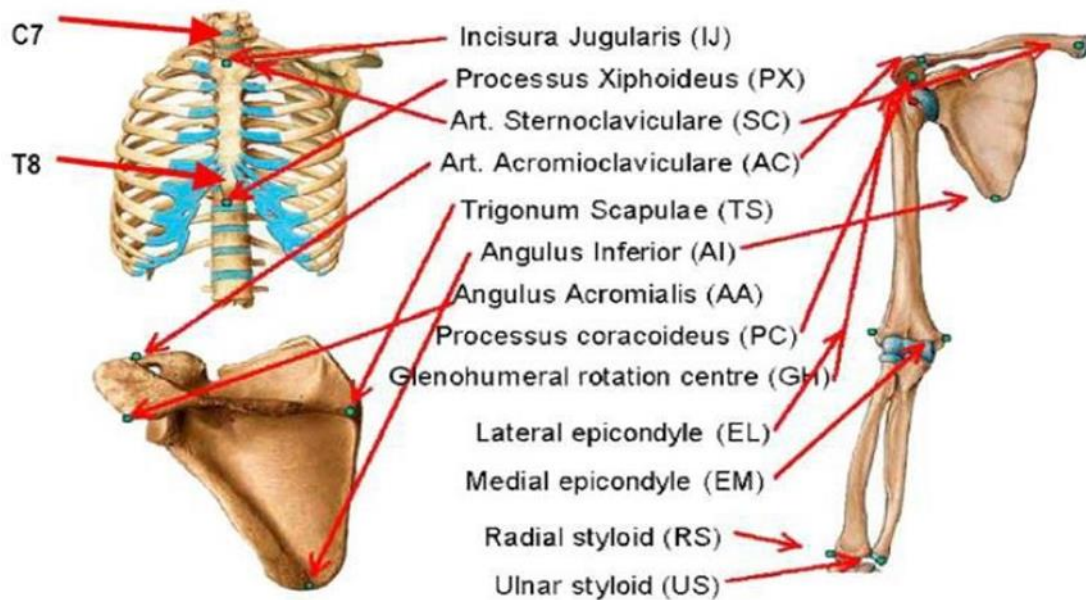
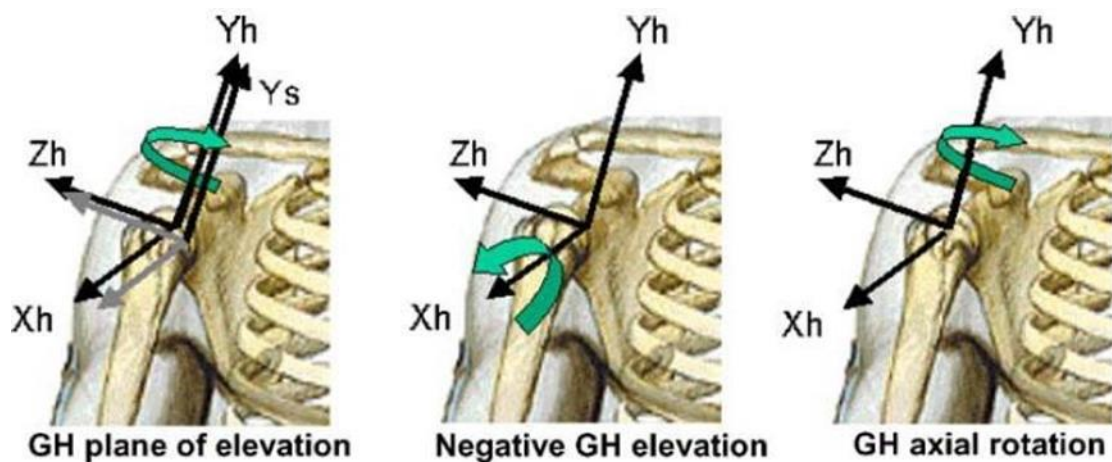


Figura 4. Segmento de sistemas de coordenada para el húmero.



4.1.4 Maldonado, J. (2020). Determinación de las cargas en la cápsula de la articulación gleno-humeral del hombro para el movimiento de flexoextensión mediante un modelo musculoesquelético-fuzzy (Tesis de Maestría, Universidad Industrial de Santander).

El objetivo de la investigación fue analizar las cargas generadas en la articulación Glenohumeral y los principales músculos que la conforman durante el movimiento de flexión-extensión. Esto se logró mediante la utilización de un modelo musculoesquelético que incorpora los conceptos de la lógica Fuzzy para caracterizar biomecánicamente dicha articulación.

En este proyecto, se realizó una fase de experimentación con 7 individuos de características físicas similares, peso y estatura. Este proceso se realizó en el laboratorio de la Universidad Autónoma de Bucaramanga (UNAB) donde se recolectó la base de datos electromiográficos de los músculos presentes en el movimiento de flexo-extensión de la articulación glenohumeral.

4.2 REFERENTES TEÓRICOS

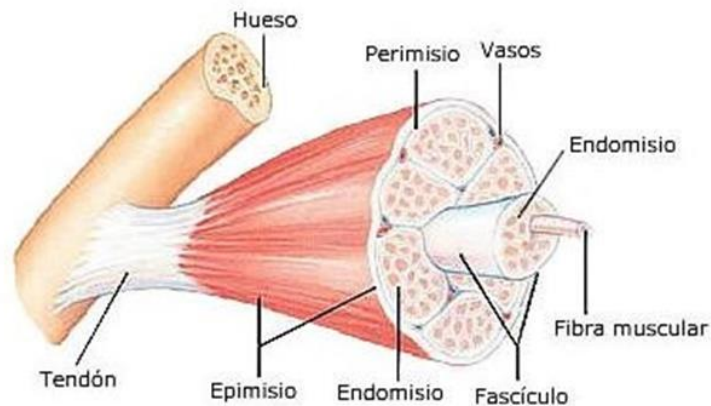
Es esencial, al emprender un trabajo de investigación como una tesis de grado, dedicar tiempo y esfuerzo a ampliar y profundizar en el campo específico en el que se lleva a cabo el proyecto. Esto es crucial para contar con una base teórica sólida que permita un desarrollo adecuado del estudio y el logro de los objetivos planteados. A partir de este fundamento, se establecen los conceptos fundamentales necesarios para el desarrollo exitoso del proyecto.

4.2.1 Fisiología del tejido muscular

Los músculos pueden considerarse como los "motores" del cuerpo. Gracias a sus propiedades como la excitabilidad, contractibilidad y elasticidad, son capaces de generar fuerza y movimiento. Para su funcionamiento, el sistema nervioso desempeña un papel indispensable. Anatómicamente, los músculos se asemejan a un conjunto de cables envueltos por tejido conjuntivo, formando así una cubierta global que se conecta en cada uno de sus extremos mediante tendones. El tejido conjuntivo está compuesto por fibras colágenas y fibras elásticas, cuyas diferencias determinan la elasticidad del tejido.

Las células musculares están especializadas en la contracción. Todas las funciones musculares, desde correr, saltar, sonreír y respirar hasta la circulación de la sangre por el cuerpo y la expulsión del feto del útero, se llevan a cabo mediante la contracción coordinada de estas células musculares.

Figura 5. Descripción anatómica del músculo.



Fuente: Hernández, A (2002). La fisiología de los músculos.

Cada tipo de músculo posee células con una estructura distinta, adaptada a su función específica, pero comparten la presencia de filamentos intracelulares que se orientan en paralelo a la dirección del movimiento. En todas las variedades de células musculares, la maquinaria contráctil intracelular se basa en la transformación de la energía química almacenada en el ATP (adenosín trifosfato) en energía mecánica. (Hernández, A. 2002)

En los vertebrados, se pueden identificar dos tipos de músculos: esquelético o estriado y liso, además de un tercer tipo especializado que combina características de los músculos lisos y estriados, conocido como músculo cardíaco. Por esta razón, se suele hablar de tres tipos de músculos.

Debido a que los músculos esqueléticos son los responsables del movimiento locomotor y contribuyen al 40-50% del peso humano se hará referencia a este solamente como músculo.

La actividad del músculo esquelético está controlada por el sistema nervioso central y los movimientos que genera se relacionan principalmente con las interacciones entre el organismo y el entorno externo.

El tejido muscular esquelético está compuesto por grupos de células alargadas, cilíndricas y de color rojizo, conocidas como fibras musculares esqueléticas. Cada fibra muscular tiene una longitud promedio de aproximadamente 2,5 cm y un ancho inferior a 1 décimo de milímetro. Estas fibras musculares se agrupan en haces, y cada músculo está compuesto por varios haces de fibras musculares. El movimiento se produce mediante la contracción de estas fibras musculares.

Las fibras musculares están rodeadas por tejido conjuntivo, que contiene numerosos vasos sanguíneos y nervios. Además, estas fibras reciben terminaciones nerviosas motoras, formando una estructura llamada placa motora en el lugar de unión.

El músculo esquelético se une a los huesos a través de los tendones, que son estructuras contiguas conectadas a la envoltura conjuntiva llamada epimisio, que rodea todo el músculo.

4.2.2 Articulación glenohumeral

La articulación del hombro, conocida como articulación glenohumeral, es una articulación sinovial que conecta la extremidad superior con el esqueleto axial. Se trata de una articulación esférica formada por la fosa glenoidea de la escápula y la cabeza del húmero.

Junto con la cintura escapular, la articulación del hombro permite una amplia gama de movimientos en la extremidad superior, incluyendo flexión, extensión, abducción, aducción, rotación externa/interna y circunducción. De hecho, es la articulación con mayor movilidad en el cuerpo humano. Sin embargo, esta movilidad tiene un costo en términos de estabilidad, ya que las superficies óseas proporcionan poco soporte. En cambio, la estabilidad articular en el hombro se brinda principalmente a través de los músculos circundantes y las estructuras ligamentosas, como la cápsula, los ligamentos y los tendones del manguito rotador. Debido a esta relación comprometida entre movilidad y estabilidad, la articulación del hombro es una de las más propensas a sufrir lesiones en el cuerpo humano.

Figura 6. Articulación glenohumeral.



Fuente: Serrano, C. (2023) Articulación glenohumeral.

La articulación glenohumeral exhibe el mayor rango de movimientos en comparación con otras articulaciones del cuerpo. Debido a su naturaleza esférica, tiene la capacidad de realizar movimientos en tres grados de libertad (se muestra el promedio del rango de movimientos activos entre paréntesis):

Flexión (110°) - extensión (60°)

Abducción (120°) - aducción (0°)

Rotación interna (90°) - rotación externa (90°)

La combinación de estos movimientos permite la realización de la circunducción.

4.2.3 Movimientos

La posición cerrada o compacta de la articulación glenohumeral se caracteriza por la abducción y la rotación externa. En contraste, en posición abierta o de reposo, la articulación se encuentra en abducción de aproximadamente 40-50°, con una ligera aducción horizontal de alrededor de 30°. El patrón de movimiento de la cápsula articular sigue la secuencia de rotación externa, seguida de abducción, rotación interna y flexión. Además, se pueden realizar movimientos accesorios adicionales de giro, rodadura y deslizamiento dentro de la articulación glenohumeral.

4.2.3.1 Abducción y aducción del hombro

La abducción del hombro es un movimiento que lleva el brazo hacia afuera del cuerpo. Este movimiento es controlado por el músculo deltoides, el cual se inserta en la clavícula y el acromion del omóplato. La abducción se inicia con el brazo colocado en el lado del cuerpo y se mueve hacia el lado, lejos del tronco. El rango de movimiento normal para la abducción del hombro es de aproximadamente 0 a 90 grados, ya que en ángulos mayores a este valor intervienen músculos escapulares que están por fuera del alcance de este proyecto.

La aducción del hombro es el movimiento opuesto a la abducción, llevando el brazo hacia el cuerpo. La aducción del hombro es controlada por los músculos pectoral mayor, dorsal ancho y redondo mayor, entre otros. El rango de movimiento normal para la aducción del hombro es de aproximadamente 0 a 45 grados

Figura 7. Movimiento de abducción y aducción del brazo.



Fuente: Serrano, C. (2023). Articulación Glenohumeral.

4.2.3.2 Movimiento de rotación externa e interna.

La rotación externa e interna del hombro son los movimientos que llevan el brazo hacia afuera y adentro del cuerpo en la dirección opuesta al torso. Este movimiento es controlado principalmente por el músculo infraespinoso, y en menor medida por el redondo menor y el deltoides posterior. El rango normal de movimiento para la rotación externa del hombro es de aproximadamente 0 a 90 grados.

Figura 8. Movimiento de rotación externa e interna del brazo.



Fuente: Serrano, C. (2023). Articulación Glenohumeral.

4.2.3.4 Movimiento de flexión y extensión del hombro

Los movimientos de flexión y extensión son aquellas rotaciones efectuadas en el plano sagital en torno a un eje transversal, la extensión es un movimiento de poca amplitud, este va desde los 45° a 50° mientras que la flexión ocupa un rango de 0° a 180°.

Figura 9. Movimiento de flexión y extensión del brazo.



Fuente: Serrano, C. (2023). Articulación Glenohumeral.

4.2.4 Músculos actuantes en el complejo del hombro

4.2.4.1 Deltoides

El músculo deltoides es un músculo grande y triangular ubicado en el hombro. Recibe su nombre debido a su forma, que se asemeja a la letra griega "delta" (Δ). Este músculo tiene un origen amplio que abarca la clavícula, el acromion y la espina de la escápula. Luego desciende cubriendo la articulación glenohumeral y se inserta en el húmero.

El deltoides se compone de tres porciones: acromial, clavicular y espinal. La porción acromial, que consiste en fibras en el centro del músculo, se encarga de abducir el brazo. Por otro lado, las porciones clavicular y espinal desempeñan un papel importante en la estabilización del hombro, asegurando un plano estable para la abducción. Además, la porción clavicular, que se encuentra en las fibras anteriores del músculo, también puede participar en la flexión y rotación interna del brazo.

El músculo deltoides tiene una forma triangular distintiva debido a su amplio origen y su base estrecha. Cada una de las tres porciones del deltoides tiene un origen diferente:

- La porción clavicular (anterior) se origina en la superficie superior y el borde anterior del tercio lateral de la clavícula.
- La porción acromial (media) se origina en la superficie superior y el margen lateral del acromion de la escápula.
- La porción espinal (posterior) se origina en el tercio lateral de la espina de la escápula, en la cresta.

A partir de allí, las fibras musculares descienden hacia el cuerpo del húmero y se fusionan en un tendón estrecho y resistente. Este tendón se inserta en la tuberosidad

deltoidea, que se encuentra aproximadamente en la mitad de la cara lateral del cuerpo del húmero.

Figura 10. Porción anterior, medial y posterior del músculo deltoideos.



Fuente: Azucas, R. (2023) Músculo deltoideos.

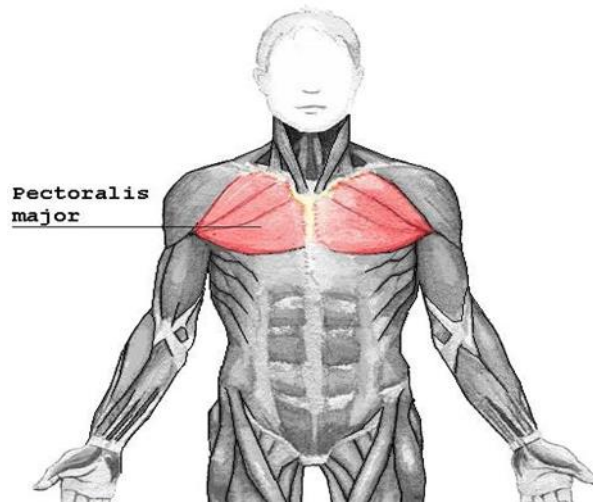
4.2.5.2 Músculo pectoral mayor

El pectoral mayor es un músculo extenso y superficial ubicado en la parte frontal de la pared torácica. Se encuentra cubierto por la capa profunda de la fascia, el tejido subcutáneo y la piel adyacente. En las mujeres, el músculo pectoral mayor está debajo de las mamas.

En su cara interna, recubre los músculos pectoral menor y serrato anterior, así como la parte frontal de las seis costillas superiores.

La hendidura triangular formada entre el pectoral mayor, el músculo deltoideos y la clavícula se conoce como fosa infraclavicular o Fosa de Mohrenheim. Esta área se utiliza como referencia para localizar la arteria subclavia durante procedimientos quirúrgicos.

Figura 11. Músculo pectoral mayor.



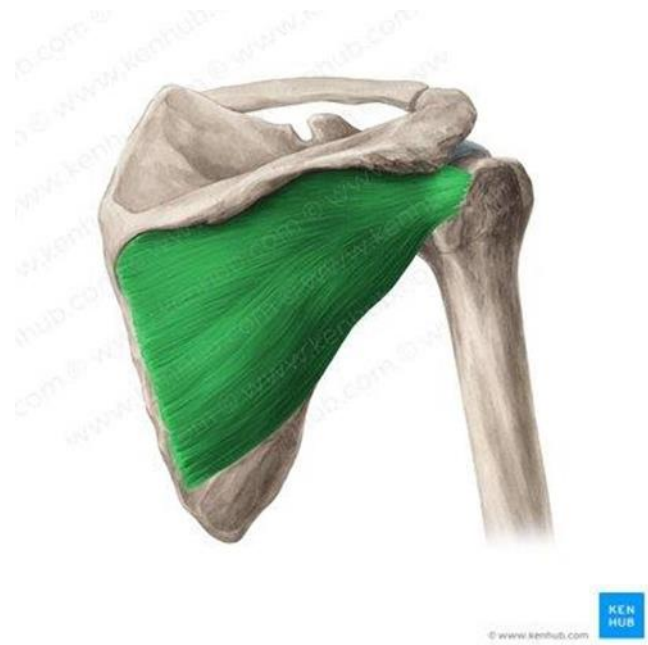
Fuente: Drake, R. (2006). Anatomía para estudiantes.

4.2.4.3 Músculo infraespinoso

El músculo infraespinoso es una estructura muscular triangular y robusta que ocupa la mayor parte de la superficie dorsal de la escápula. Su origen principal se encuentra en la fosa infraespinosa de la escápula y se conecta con la porción proximal del húmero.

El infraespinoso forma parte de los cuatro músculos del manguito de los rotadores, que incluyen el subescapular, el redondo menor y el supraespinoso. Como miembro de este grupo muscular, la función principal del infraespinoso es realizar la rotación externa del húmero y también contribuye a la estabilización de la articulación glenohumeral o del hombro.

Figura 12. Músculo infraespinoso.



Fuente: Serrano, C. (2023). Músculo infraespinoso.

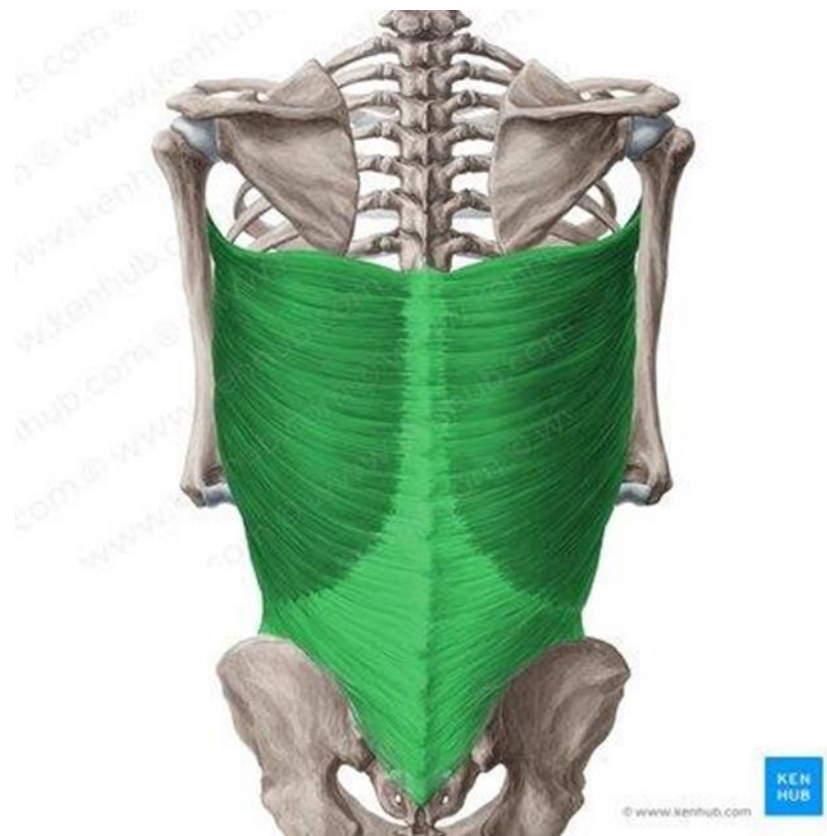
4.2.4.4 Músculo dorsal ancho

El músculo dorsal ancho, también conocido como gran dorsal o latísimo del dorso, es el músculo más amplio del cuerpo humano. Abarca una extensión considerable y cubre la mayoría de los músculos de la parte posterior del tronco, a excepción del trapecio.

El dorsal ancho, junto con los músculos elevadores de la escápula, trapecio y romboides, forma parte de la capa superficial de los músculos externos de la espalda.

En términos de función, el dorsal ancho está involucrado en los movimientos de la escápula. Este músculo tiene la capacidad de mover el ángulo inferior de la escápula en diversas direcciones, lo que permite realizar movimientos en la articulación del hombro como la rotación interna, la aducción y la extensión del brazo. Además, el dorsal ancho también desempeña un papel como músculo respiratorio accesorio y es uno de los principales estabilizadores de la columna vertebral durante estos movimientos.

Figura 13. Músculo dorsal ancho.



Fuente: Torres, A. (2023). Músculo dorsal ancho.

4.2.5 Señales Electromiográficas EMG

La electromiografía es el proceso de recoger las señales eléctricas generadas por los músculos durante su contracción. Estas señales se originan debido al intercambio de iones a través de las membranas de las fibras musculares cuando se produce una contracción muscular.

La electromiografía (EMG) implica la captura, registro y análisis de la actividad eléctrica que se produce en los nervios y músculos mediante el uso de electrodos, ya sean superficiales, de aguja o implantados. Estas mediciones obtenidas a través de la EMG proporcionan información valiosa sobre la fisiología y los patrones de activación muscular.

Esta información refleja las fuerzas generadas por los músculos y la sincronización de los comandos motores. Además, la EMG puede utilizarse en el diagnóstico de trastornos que afectan al sistema nervioso periférico, las disfunciones de las raíces nerviosas, los plexos y los troncos nerviosos periféricos, así como las patologías musculares y de la unión neuromuscular. Las señales EMG tienen amplitudes que van desde microvoltios (μV) hasta un rango bajo de milivoltios (mV) (menor a 10 mV).

La amplitud y las características de las señales EMG, tanto en el dominio del tiempo como en la frecuencia, dependen de diversos factores, como el tiempo e intensidad de la contracción muscular, la distancia entre el electrodo y la zona de actividad muscular, las propiedades de la piel (como el grosor y el tejido adiposo), las propiedades del electrodo y el amplificador, y la calidad del contacto entre la piel y el electrodo.

4.2.6 Red neuronal.

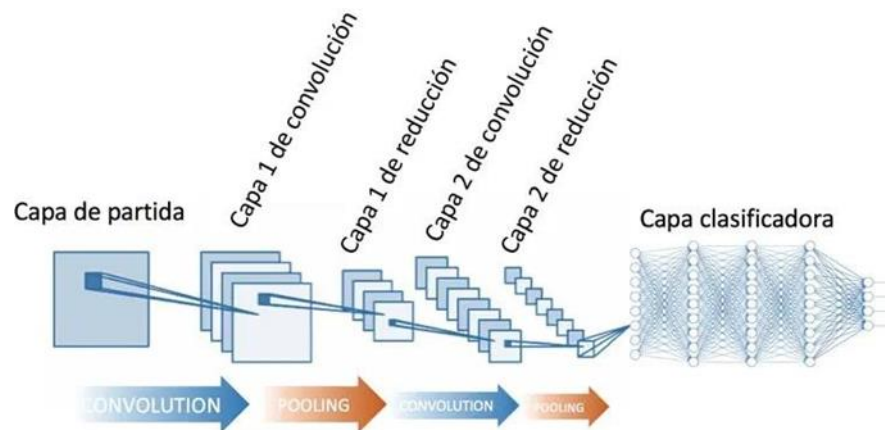
Una red neuronal es un modelo computacional inspirado en la estructura y funcionamiento del sistema nervioso de los seres vivos, especialmente del cerebro. Consiste en un conjunto interconectado de unidades básicas llamadas neuronas artificiales o nodos, que trabajan en conjunto para procesar y analizar información. Estas neuronas artificiales están organizadas en capas, que suelen dividirse en tres tipos principales: capa de entrada, capas ocultas (si las hay) y capa de salida.

Cada neurona artificial recibe entradas, las procesa a través de una función de activación y produce una salida que puede ser enviada a otras neuronas. Las conexiones entre las neuronas, conocidas como pesos, son ajustables y se modifican durante el proceso de entrenamiento de la red neuronal. El objetivo del entrenamiento es ajustar estos pesos de manera que la red pueda aprender patrones y relaciones en los datos de entrada, permitiéndole realizar tareas como clasificación, regresión, generación de contenido, entre otras.

Las redes neuronales modernas, particularmente las llamadas redes neuronales profundas o redes neuronales convolucionales, han demostrado un gran éxito en áreas como visión por computadora, procesamiento de lenguaje natural y

reconocimiento de voz, entre otros. Estas redes pueden aprender a extraer características complejas y representaciones significativas de los datos, lo que les permite realizar tareas sofisticadas que antes eran difíciles de abordar con métodos tradicionales de programación.

Figura 14. Representación de una red neuronal convolucional.



Fuente: Calvo, D. (2017)

Entrenar y verificar una red neuronal es un proceso esencial para que la red pueda aprender a realizar una tarea específica y generalizar sus conocimientos a datos no vistos previamente. Los pasos básicos del proceso de entrenamiento y verificación de una red neuronal son los siguientes:

- Recopilación y preparación de datos:

Se recolecta un conjunto de datos que contenga ejemplos etiquetados de la tarea que se desea que la red realice.

Se divide el conjunto de datos en tres partes: entrenamiento, validación y prueba. La partición típica es 70-80% para entrenamiento, 10-15% para validación y 10-15% para prueba.

- Diseño de la arquitectura de la red:

Se elige el tipo de red neuronal adecuado para la tarea que se desea realizar (por ejemplo, CNN para imágenes, RNN para secuencias, etc.).

Se define el número de capas, el número de neuronas por capa y las funciones de activación.

- Inicialización de pesos:

Se inicializan los pesos de las conexiones entre las neuronas de manera aleatoria o utilizando técnicas específicas, como la inicialización Xavier/Glorot.

- Forward Propagation (Propagación hacia adelante):

Se propaga los datos de entrada a través de la red, calculando las salidas de cada capa utilizando los pesos iniciales.

- Cálculo de la función de pérdida:

Se compara las salidas calculadas con las etiquetas reales en los datos de entrenamiento y se calcula una medida de cuán lejos está la predicción de la realidad. Esto se conoce como función de pérdida o función de costo.

- Backpropagation (Retropropagación):

Se calculan las derivadas parciales de la función de pérdida con respecto a los pesos de la red, utilizando la regla de la cadena.

Se ajustan los pesos de las conexiones en función de las derivadas calculadas para reducir la pérdida.

- Actualización de pesos:

Se utiliza un algoritmo de optimización, como el descenso de gradiente, para ajustar los pesos en la dirección que disminuye la pérdida.

- Validación durante el entrenamiento:

En cada iteración del entrenamiento, se evalúa el rendimiento de la red en el conjunto de validación para asegurarse de que no se esté sobre ajustando (overfitting) los datos de entrenamiento.

- Épocas de entrenamiento:

Se repiten los pasos 4 a 8 durante varias épocas (iteraciones completas a través de los datos de entrenamiento) para permitir que la red ajuste gradualmente sus pesos y mejore su rendimiento.

- Prueba final:

Una vez que el entrenamiento está completo, se evalúa el rendimiento de la red en el conjunto de prueba, que contiene datos que no se han visto antes. Esto proporciona una medida más realista de la capacidad de la red para generalizar.

- Ajustes y afinamiento:

Si el rendimiento no es satisfactorio, se pueden ajustar parámetros como la arquitectura de la red, la tasa de aprendizaje o probar técnicas de regularización para mejorar el rendimiento.

El proceso de entrenar y verificar una red neuronal puede ser iterativo y requiere experiencia y conocimiento para obtener los mejores resultados. El objetivo es lograr un equilibrio entre un bajo error de entrenamiento y un buen rendimiento en datos no vistos para evitar el sobreajuste y asegurar una generalización efectiva.

4.2.7 Funciones de activación

Una función de activación es una función matemática que se aplica a la salida de una neurona en una red neuronal artificial. Su propósito principal es introducir no linealidad en el modelo, lo que permite a la red aprender y modelar relaciones complejas en los datos.

Sin una función de activación, las capas de una red neuronal serían equivalentes a operaciones lineales, lo que limitaría la capacidad del modelo para representar patrones no lineales.

Las principales clases de funciones de activación son:

- ReLU (Rectified Linear Unit):

La función ReLU devuelve cero para valores negativos y el mismo valor para valores positivos.

Es la función de activación más comúnmente utilizada debido a su simplicidad, eficiencia computacional y capacidad para mitigar el problema de la desaparición del gradiente.

Su función es: $f(x) = \max(0, x)$

- Sigmoid:

La función sigmoideal produce una salida en el rango $[0, 1]$, lo que lo hace adecuado para problemas de clasificación binaria y para suavizar las salidas de las neuronas.

Su función es:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

- Tanh (Tangente Hiperbólica):

La función tangente hiperbólica es:

$$f(x) = \frac{e^{2x-1}}{e^{2x+1}}$$

Produce una salida en el rango $[-1, 1]$, lo que ayuda a manejar problemas de clasificación y regresión centrados en cero.

- Leaky ReLU:

Leaky ReLU es una variante de ReLU que permite que un pequeño gradiente fluya incluso para valores negativos, lo que puede ayudar a mitigar el problema de "neuronas muertas" en ReLU.

Tiene la forma $f(x) = x$ si $x > 0$ y $f(x) = \alpha \cdot x$ si $x \leq 0$, donde α es un valor pequeño positivo.

5. CONSIDERACIONES ÉTICAS

5.1 PRINCIPIOS ÉTICOS

- Justicia:

La justicia en esta investigación se refleja en la distribución equitativa de los beneficios y las cargas entre los participantes y en la inclusión de una representación diversa de la población, de modo que ningún grupo sea discriminado o explotado. Todos los individuos tendrán igualdad de oportunidades para participar en el estudio y acceder a sus resultados.

- Beneficencia:

El compromiso principal es promover el bienestar de los participantes y la sociedad en general. Se hace el esfuerzo por maximizar los beneficios y minimizar los riesgos potenciales asociados con la investigación. Cualquier intervención o procedimiento se diseñó con el objetivo de proporcionar beneficios genuinos, y se revisarán constantemente los posibles daños para minimizarlos.

- No maleficencia:

Se tomaron medidas exhaustivas para evitar cualquier daño físico o psicológico a los participantes y garantizar que los riesgos se mantengan al mínimo. Esto implica una evaluación continua de los procedimientos y una atención cuidadosa a la seguridad de los participantes.

- Autonomía:

Se respeta la autonomía de los participantes, lo que significa que su participación en la investigación es voluntaria y se basa en un consentimiento informado. Los participantes tienen derecho a tomar decisiones informadas sobre su participación, incluida la posibilidad de retirarse en cualquier momento sin consecuencias negativas.

- **Respeto:**

Se valora la dignidad, la privacidad y los derechos de los participantes y se tratan con respeto en todas las etapas de la investigación. Cualquier información confidencial se maneja de manera confidencial, y se protegerá la identidad de los participantes cuando sea necesario.

5.2 NIVEL DE RIESGO

El nivel de riesgo asociado a esta investigación se considera nulo o insignificante. Todas las actividades de investigación son de carácter no invasivo y no implican amenazas para la salud, seguridad o bienestar de los participantes. Se han implementado medidas adecuadas para garantizar la protección de los derechos y la privacidad de los participantes. Los procedimientos de este estudio son rutinarios y no conllevan peligros conocidos ni impactos adversos. Los participantes pueden estar seguros de que su participación en esta investigación no presenta riesgos significativos.

5.3 MANEJO DE LA INFORMACIÓN: Tratamiento de Datos Personales de Acuerdo con la Ley 1581 de 2012

La presente investigación cumple con las disposiciones establecidas en la Ley 1581 de 2012 sobre la protección de datos personales en Colombia. Los datos recopilados en el marco de este estudio son de naturaleza totalmente anónima y se recopilan y manejan con estricta confidencialidad y seguridad.

- **Finalidad del Tratamiento:**

Los datos personales recopilados tienen como única finalidad la realización de esta investigación la cual es tomar datos experimentales de las señales EMG emitidas por los músculos ubicados en la articulación glenohumeral en los movimientos de abducción, aducción, flexión, extensión y rotación externa e interna.

- Responsable del Tratamiento: Los autores de la investigación, son los responsables del tratamiento de los datos personales.
- Custodia de los Datos: Los datos personales recopilados se custodiarán de manera segura y confidencial por parte de los autores de la investigación. Estos datos serán almacenados en los archivos del computador de uno de los integrantes de la investigación, que garantizará su resguardo y protección.
- Tiempo de Almacenamiento: Los datos personales se conservarán únicamente durante el período que dure la investigación. Una vez concluido el estudio y cumplido su propósito, se procederá a la eliminación segura y definitiva de los datos personales recopilados.
- Derechos de los Titulares de Datos: De acuerdo con la Ley 1581 de 2012, los titulares de los datos personales tienen derecho a conocer, actualizar y rectificar la información recopilada, así como a revocar el consentimiento otorgado para el tratamiento de sus datos. Para ejercer estos derechos, los titulares pueden contactar a los responsables del tratamiento a través de los canales dados en el consentimiento informado.

Este tratamiento de datos personales se realiza con estricto apego a los principios de confidencialidad, seguridad y respeto por la privacidad de los titulares de los datos, garantizando así el cumplimiento de la legislación vigente en materia de protección de datos personales en Colombia.

6. EXPERIMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS

6.1. EXPERIMENTACIÓN.

El proceso de experimentación de toma de datos en el laboratorio de biomecánica de la UNAB se lleva a cabo con el objetivo de generar una base de conocimiento que será utilizada para entrenar una red neuronal. La utilización de una red neuronal en el campo de la biomecánica ofrece numerosas ventajas, ya que permite realizar análisis más precisos y detallados de los movimientos del hombro, así como comprender mejor la actividad muscular asociada.

El entrenamiento de una red neuronal requiere de un conjunto de datos de alta calidad y precisión. En este sentido, la colocación de marcadores y electrodos en los sujetos, y la captura de los movimientos de abducción, aducción, flexión, extensión, rotación interna y externa del hombro, permiten obtener una gran cantidad de datos valiosos. Estos datos proporcionan información detallada sobre los patrones de movimiento, las amplitudes articulares y las fuerzas musculares involucradas en cada movimiento.

La generación de una base de conocimiento sólida a través de la toma de datos en el laboratorio de biomecánica de la UNAB contribuirá a mejorar la comprensión de los movimientos del hombro y a desarrollar modelos más precisos y eficientes para el análisis biomecánico. Además, la información recopilada será utilizada como conjunto de entrenamiento para la red neuronal, lo que permitirá realizar predicciones y análisis más precisos en futuros estudios y aplicaciones prácticas en el campo de la biomecánica.

El proceso de experimentación de toma de datos en el laboratorio de biomecánica de la UNAB involucra la recopilación de información sobre los movimientos del hombro en sujetos adultos sanos. Este proceso se lleva a cabo utilizando marcadores y electrodos colocados en los sujetos de manera específica para capturar y registrar los datos relevantes.

Para poder realizar la toma de datos de manera adecuada es necesario que en cada día de experimentación al iniciar la jornada se realice la correcta calibración del

laboratorio, para esto, se cuenta con el software SMARTclinic en el cual se realiza la toma de datos. Para el proceso de calibración se lleva a cabo el siguiente proceso:

1. Calibración estática de las 6 cámaras detectoras de los marcadores, para esto en el software se selecciona la opción “Calibration” en la zona de “Kinematics” (Figura 15), para luego seleccionar la opción “Acquire” del apartado “Axes” (Figura 16). De manera inicial se sitúa un eje que representa las 3 dimensiones (x,y,z), el cual contiene marcadores reflectivos, similares a los utilizados en la experimentación, esto con el fin de que el programa reconozca el origen de coordenadas deseado para dicha experimentación. Una vez situado el eje coordenado, se procede a realizar la calibración, ejecutando el comando de grabación y apreciando que únicamente se detecten los marcadores presentes en dicho eje (Figura 17), para obtener una mejor calibración es adecuado observar cada una de las 6 cámaras, el software permite observar cada una de manera independiente. Una vez pasados 5 segundos de grabación, se detiene la misma y se selecciona la opción de guardar, finalizando así la calibración estática de las cámaras.

Figura 15. Interfaz del software SMARTclinic para la calibración.

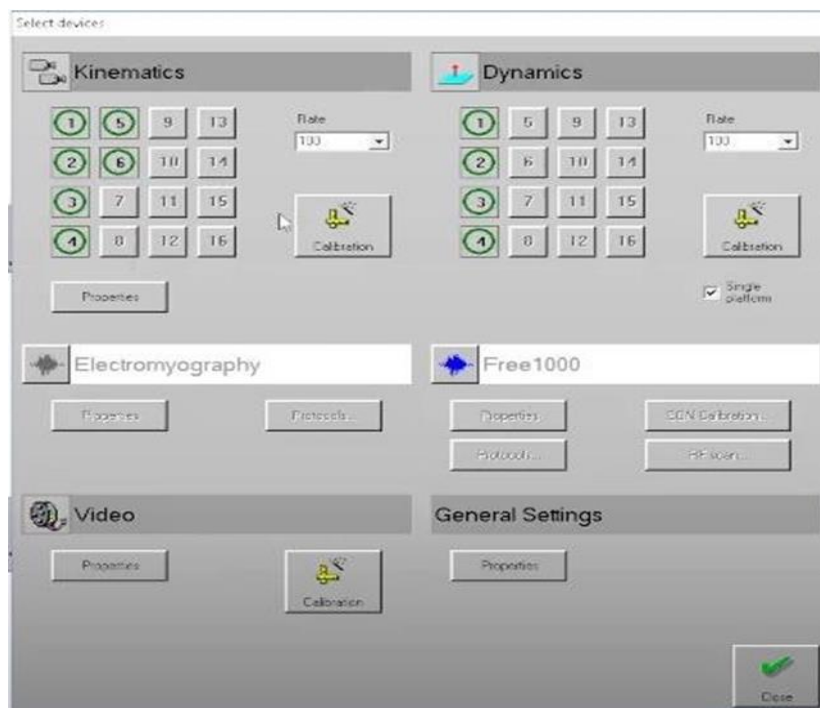


Figura 16. Selección de método de calibración.

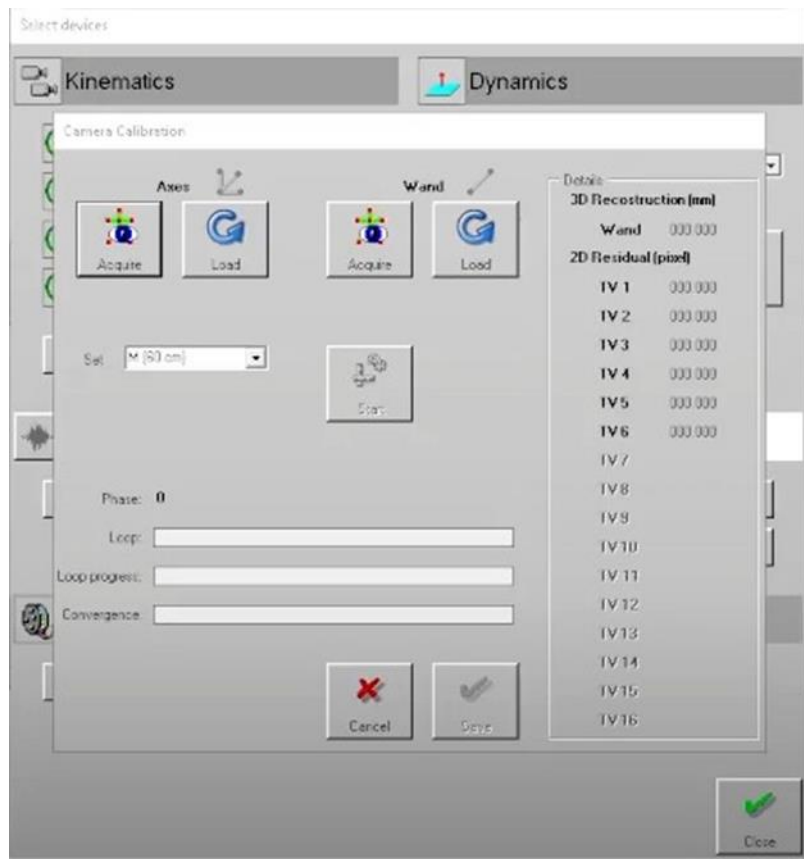
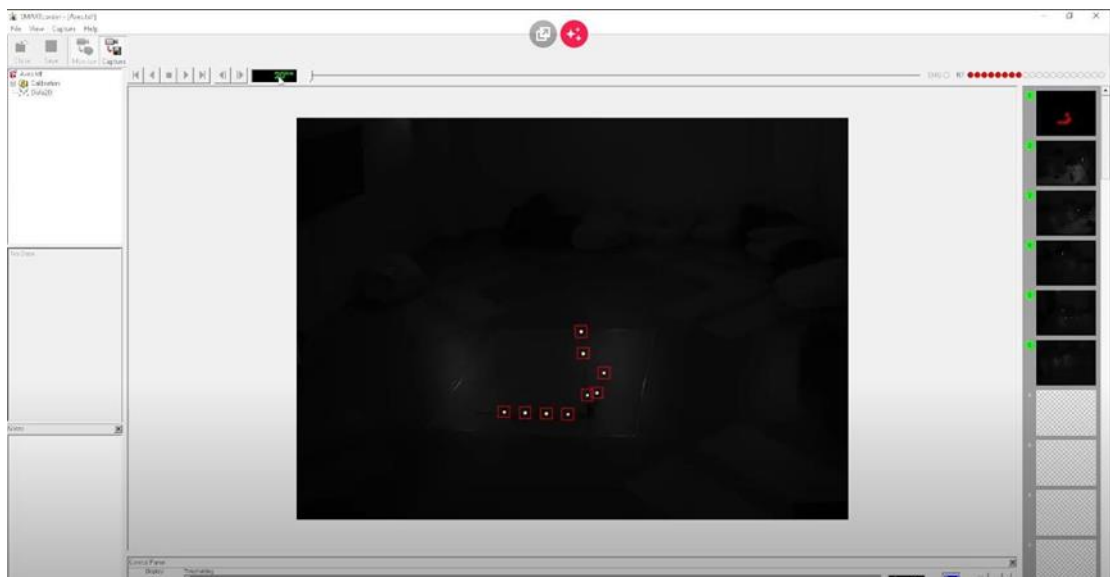
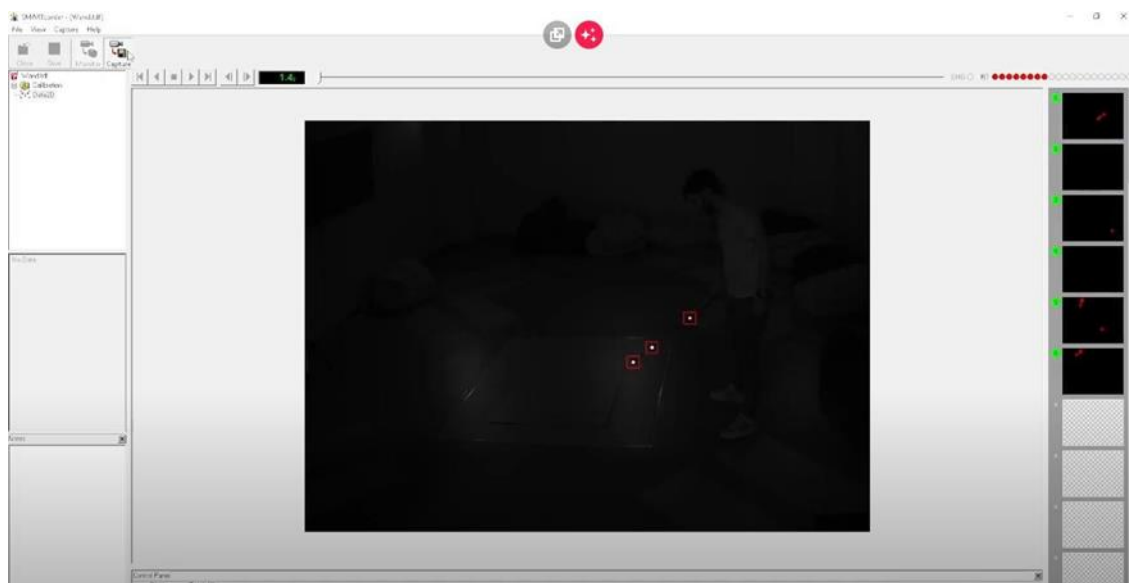


Figura 17. Calibración de las cámaras haciendo uso de eje coordenado.



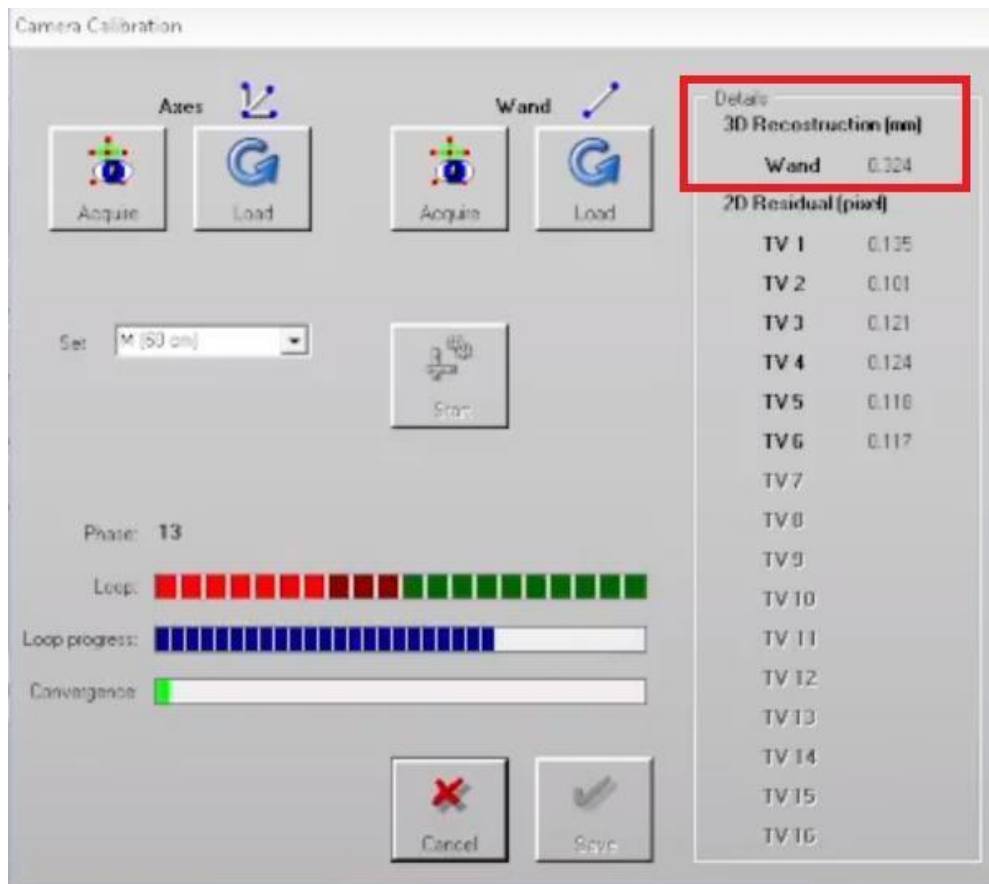
2. Calibración dinámica de las 6 cámaras, para este proceso se selecciona en la interfaz (Figura 18) en el apartado “Wand” la opción “Acquire”, para realizar la calibración haciendo uso únicamente del eje que cuenta con 3 marcadores reflectivos, la intención de esta calibración es delimitar el volumen óptimo de trabajo, donde el software debe prestar mayor atención al proceso experimental. Para esto, inicialmente se selecciona la opción de grabar con el fin de iniciar la calibración, seguido de esto uno de los experimentadores toma el eje anteriormente mencionado y lo desplaza de manera vertical, delimitando el volumen de interés, el experimentador se desplaza a lo largo del cuadrado seleccionado, una vez delimitado el volumen de trabajo, se detiene la grabación, finalizando así con el proceso de calibración dinámica.

Figura 18. Calibración dinámica del laboratorio.



3. Una vez realizada la calibración estática y dinámica, se procede a comprobar que dicha calibración esté dentro de los parámetros aceptados por el software, para esto se habilita el botón “Start”, al oprimir dicho botón, se ejecuta el análisis de calibración, donde se obtiene un porcentaje de error, basados en datos experimentales indicados por la guía de laboratorio, el valor de error permitido debe ser menor al 0.4%. (Figura 19), una vez calibrado y con los valores permitidos, se procede al proceso de toma de datos.

Figura 19. Análisis de la calibración del laboratorio.



A continuación, se describe el proceso llevado a cabo con cada individuo:

6.1.1. Selección de los sujetos: Antes de llevar a cabo el estudio, se realizó un proceso de selección de los sujetos participantes. Se buscó reclutar a 6 adultos sanos que cumplieran con ciertos criterios específicos, como la ausencia de lesiones o enfermedades musculoesqueléticas que pudieran afectar los movimientos del hombro. Además, se consideraron otros factores como la edad, el género y la experiencia en actividades físicas o deportivas, dependiendo de los objetivos del estudio.

Información detallada del estudio: Una vez seleccionados los sujetos, se les proporcionó información detallada sobre el estudio en el que participarán. Esto incluyó

una explicación clara de los objetivos de la investigación, los procedimientos que se llevarían a cabo, los posibles riesgos y beneficios, así como la duración estimada del experimento. Se les ofreció la oportunidad de hacer preguntas y aclarar cualquier duda antes de dar su consentimiento.

Con los sujetos ya seleccionados y con el fin de tener un tratamiento de la información adecuado, se disponen a catalogar los sujetos de la siguiente manera:

Tabla 2. Caracterización de los sujetos de prueba.

Sujeto	Peso (kg)	Altura (m)	Edad
BJ	73	1,69	24
MH	90	1,8	32
VL	75	1,7	32
VA	65	1,69	23
ON	90	1,81	24
AJ	74	1,75	23

Antes de iniciar el experimento, se obtuvo el consentimiento informado de cada uno de los sujetos participantes. El consentimiento informado es un proceso mediante el cual se asegura que los sujetos comprendan plenamente los aspectos del estudio y sus implicaciones, y que estén de acuerdo en participar de forma voluntaria. Los sujetos firmaron un formulario de consentimiento informado, indicando su disposición para participar en el estudio y su aceptación de los procedimientos y posibles riesgos asociados.

Una vez obtenido el consentimiento informado, se procedió a preparar a los sujetos para la colocación de los marcadores y electrodos. Esto puede incluir instrucciones específicas, como la necesidad de evitar el uso de lociones o cremas en la piel antes de la colocación, así como el uso de ropa adecuada que facilite la fijación de los marcadores y la colocación de los electrodos.

Es importante destacar que durante todo este proceso se debe garantizar la privacidad y el respeto hacia los sujetos participantes, brindándoles la oportunidad de retirarse del estudio en cualquier momento si así lo desean, sin ningún tipo de consecuencia

negativa. Además, se deben seguir los protocolos éticos y de seguridad establecidos por la institución y las regulaciones correspondientes para la realización de investigaciones con seres humanos.

6.1.2. Posición de los marcadores

Se situaron un total de 11 marcadores en diferentes puntos anatómicos del hombro de cada sujeto (Figura 3). Estos marcadores son pequeñas esferas reflectantes que se adhieren a la piel con cinta adhesiva especial. Cabe destacar que a pesar de tomar la referencia de la figura 3 para la posición y nombre de los marcadores solamente se tomaron 11 marcadores, los elegidos se mencionan a continuación:

- GH, Ubicado en el centro de rotación de la articulación glenohumeral.
- EL, Punto más caudal en el epicóndilo lateral.
- EM, Punto más caudal en el epicóndilo medial.
- RS, Punto más caudal-lateral en la estiloides radial.
- US, Punto más caudal-medial en la estiloides ulnar.
- PX, Processus Xiphoideus (apófisis xifoides), punto más caudal en el esternón.
- SC, Punto más ventral de la articulación esternoclavicular.
- AC, Punto más dorsal de la articulación acromioclavicular (compartida con la escápula).
- AI, Punto más caudal de la escápula.
- AA, Punto más laterodorsal de la escápula.
- IJ, Punto más profundo de Incisura Jugularis (muesca supraesternal).

Antes de colocar los marcadores, es importante identificar los puntos anatómicos en cada paciente, para informarle al mismo en qué lugar han de ser situados. Una vez

identificados y comunicados los puntos anatómicos, se procede a la preparación de la piel.

Antes de adherir los marcadores a la piel se le solicita al paciente el retirarse la camisa para poder situar los marcadores de manera adecuada, luego se debe asegurar que la superficie cutánea esté limpia y seca. Esto implica limpiar la piel con un producto suave y sin alcohol para eliminar cualquier residuo o suciedad.

Los marcadores son pequeñas esferas reflectantes que se adhieren a la piel mediante el uso de cinta adhesiva especial. Cada marcador tiene una superficie reflectante que permite su detección y seguimiento mediante el sistema de captura de movimiento. Los marcadores se colocan de manera precisa en los puntos anatómicos identificados previamente, utilizando una combinación de referencias anatómicas y conocimiento biomecánico. Es importante asegurarse de que los marcadores estén bien adheridos a la piel y que no se muevan durante los movimientos.

Después de colocar los marcadores, se debe verificar visualmente que estén correctamente ubicados y adheridos a la piel. Se comprueba que no haya arrugas o pliegues en la cinta adhesiva que puedan interferir con la detección de los marcadores. Si es necesario, se realizan ajustes para garantizar una colocación adecuada antes de comenzar la toma de datos.

6.1.3. Toma de datos

Para la toma de datos y la transformación de estos a valores cuantitativos se usó el software SMARTclinic, donde se creó un protocolo (Figura 20) en el cual se seleccionaron todos los músculos de interés. Una vez seleccionado el protocolo a ejecutar, se ejecuta el comando de “New patient” para crear el usuario del nuevo paciente (Figura 21). Con el paciente ya creado, se procede a crear una nueva sesión de movimiento en el comando “New Sesion”, donde se ingresa el nombre de la sesión, en este caso cada uno de los conjuntos de movimiento (Figura 21). Al crear una nueva sesión el programa se traslada a una nueva interfaz donde se logran apreciar de manera gráfica las señales electromiográficas, se observan las imágenes capturadas

por las cámaras BTS y un panel donde se pueden activar o desactivar los sensores deseados (Figura 22).

Figura 20. Creación del protocolo.

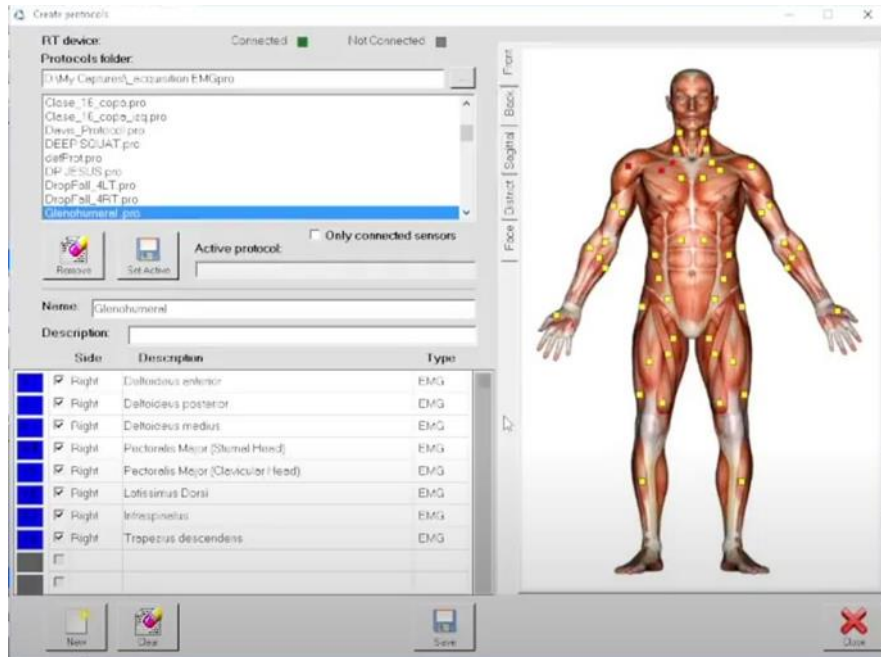
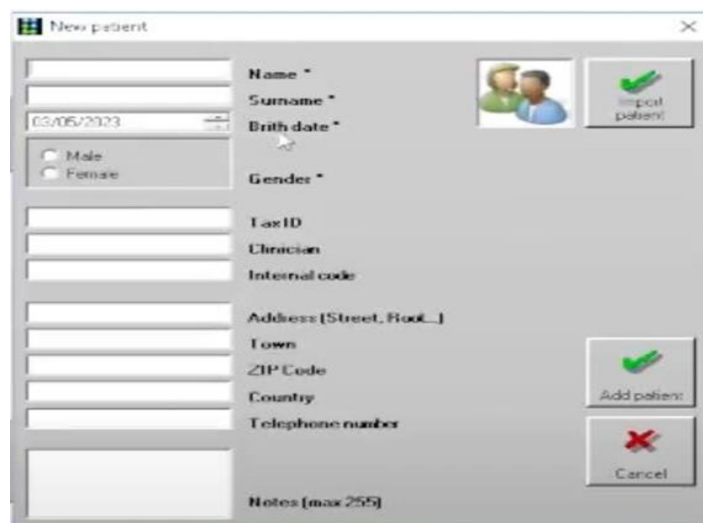


Figura 21. Creación del nuevo paciente.



Para realizar la toma de datos en el laboratorio de biomecánica de la UNAB, se sigue un protocolo específico con los sujetos participantes. A continuación, se describe el proceso detallado:

Posicionamiento del sujeto: Se le solicita al sujeto que se sitúe dentro del volumen de trabajo designado en el laboratorio. Esto puede implicar la utilización de una plataforma o área delimitada donde se llevarán a cabo los movimientos del hombro. Es importante asegurarse de que el sujeto tenga suficiente espacio y libertad de movimiento.

Instrucciones precisas: Se proporcionan instrucciones precisas al sujeto sobre cómo realizar cada uno de los movimientos específicos del hombro, como abducción, aducción, flexión, extensión, rotación interna y externa. Se detallan las posturas iniciales y se explican los rangos de movimiento requeridos. Es fundamental asegurarse de que el sujeto comprenda correctamente cómo ejecutar cada movimiento antes de comenzar la toma de datos.

Series y repeticiones: Se le indica al sujeto que se realizarán dos series de movimientos, cada una compuesta por cuatro repeticiones. En la primera serie, se solicita al sujeto que realice los movimientos a una velocidad baja y se marcan los puntos neutros en cada movimiento. La segunda serie se lleva a cabo a una velocidad más rápida, manteniendo siempre los puntos neutros de cada movimiento.

Registro de los datos: Durante la ejecución de los movimientos, se registran y recopilan los datos correspondientes. Esto se realiza utilizando los marcadores y electrodos mencionados anteriormente, que capturan la posición y la actividad muscular del hombro. Se utilizan sistemas de captura de movimiento y electromiografía para registrar de manera precisa estos datos.

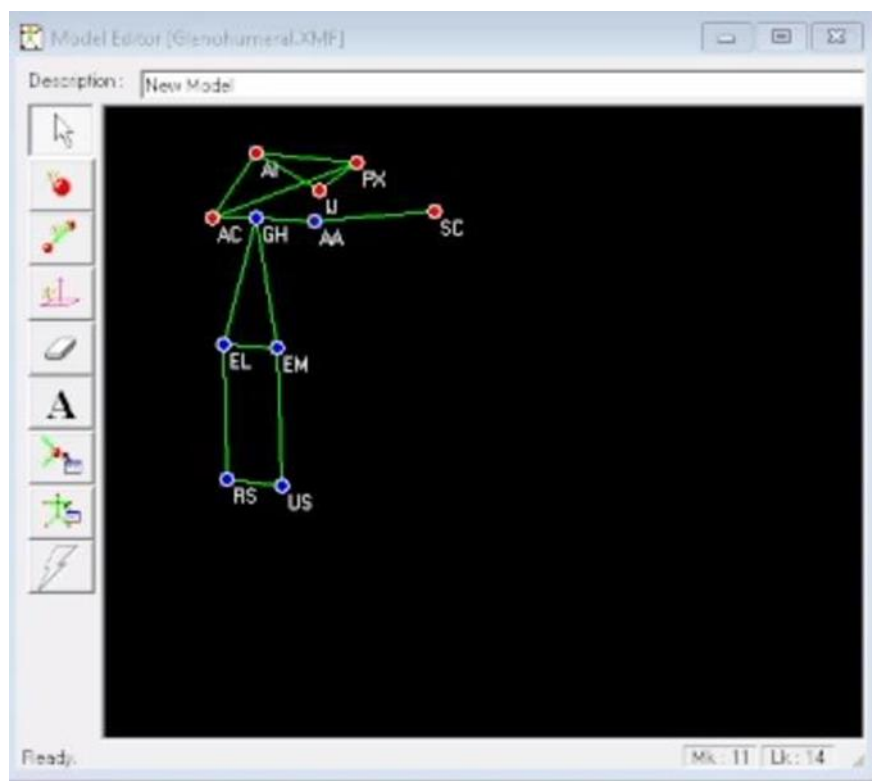
6.1.4. Creación del modelo 2D y 3D.

Para realizar un análisis preciso de los datos cinemáticos obtenidos durante la experimentación, es fundamental utilizar un software que permita la creación de un

modelo tridimensional. Este modelo tiene como objetivo establecer las relaciones espaciales entre los marcadores ubicados en el cuerpo del sujeto, lo que permite visualizar la estructura anatómica representada y los movimientos descritos. Sin la creación de este modelo, los datos cinemáticos consistirán en una serie de puntos en el espacio sin una conexión clara.

Inicialmente es necesaria la creación de un modelo 2D, esto se realiza con el fin de simplificar el análisis de movimiento y adaptarlo a los datos recopilados, en dicho modelo se plantean espacialmente el posicionamiento de los diferentes marcadores desde una vista frontal (Figura 24).

Figura 24. Modelo 2D. SMARTtracker.



Una vez diseñado el modelo 2D, se importan los datos experimentales para la creación del modelo 3D, una vez importados dichos datos, se pueden visualizar en la ventana de trabajo una serie de marcadores en el espacio sin ninguna relación entre ellos (Figura 25). Para plantear una relación entre los marcadores existentes, es necesario

seleccionarlos y asignarle el nombre referente a cada uno, a medida que este proceso se va realizando y gracias al modelado 2D realizado anteriormente, se empieza a visualizar un modelado 3D con conexiones (en color rojo), que toman una forma anatómica (Figura 26).

Figura 25. Datos experimentales de los marcadores sin conexión. SMARTtracker.

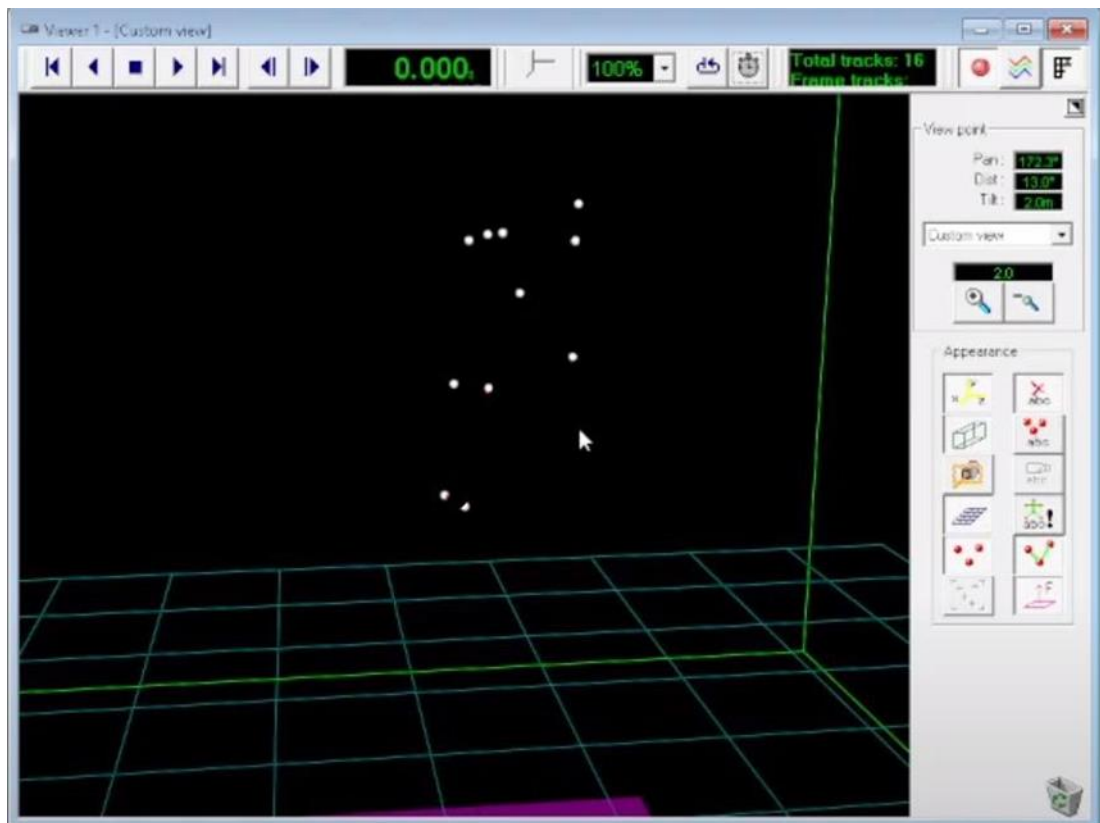
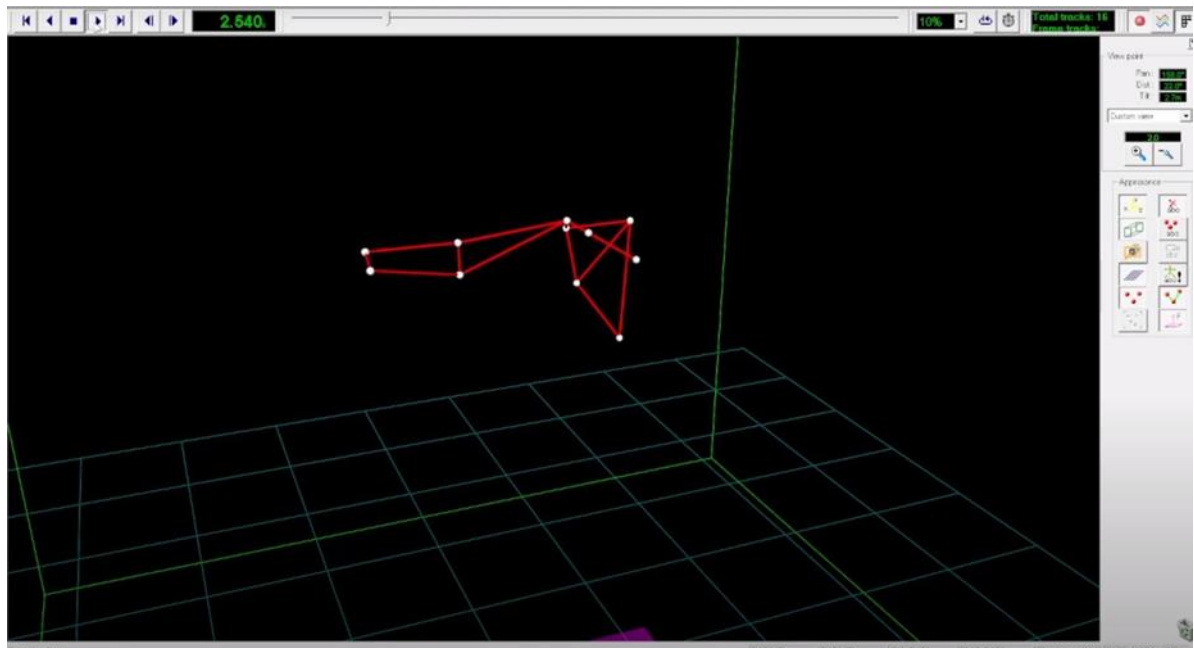


Figura 26. Modelo 3D. SMARTtracker.



Una vez establecido el modelo tridimensional, se puede proceder a la interpretación cuantitativa de los datos adquiridos. El software permite realizar mediciones precisas de ángulos, desplazamientos y velocidades en función de los movimientos del hombro. Estas mediciones cuantitativas brindan información objetiva sobre la cinemática del hombro y son fundamentales para el análisis biomecánico.

6.1.5. Tratamiento de datos.

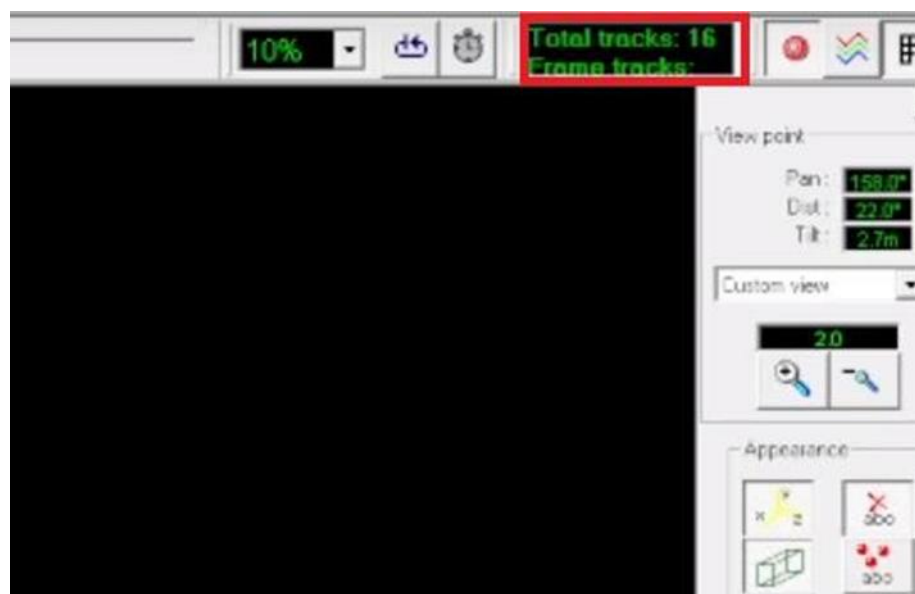
6.1.5.1. Tratamiento de datos en el software SMARTTRACKER.

Al observar los datos cinemáticos de primera mano, se puede apreciar que en la ejecución de los movimientos existe un fenómeno llamado “marcador fantasma”, el cual hace referencia a la aparición de marcadores que no pertenecen a la toma de datos, esto se puede dar por diferentes factores tales como prendas reflectoras, destellos en el ambiente, contraste entre la piel del sujeto y el entorno, etc. También puede presentarse que, en el momento de dicha ejecución dinámica, las 6 cámaras no logren captar alguno de los marcadores, por lo que el software pueda llegar a

compensar realizando conexiones que no pertenecen al modelo. Por dicha razón es necesario que se haga un tratamiento de los datos obtenidos.

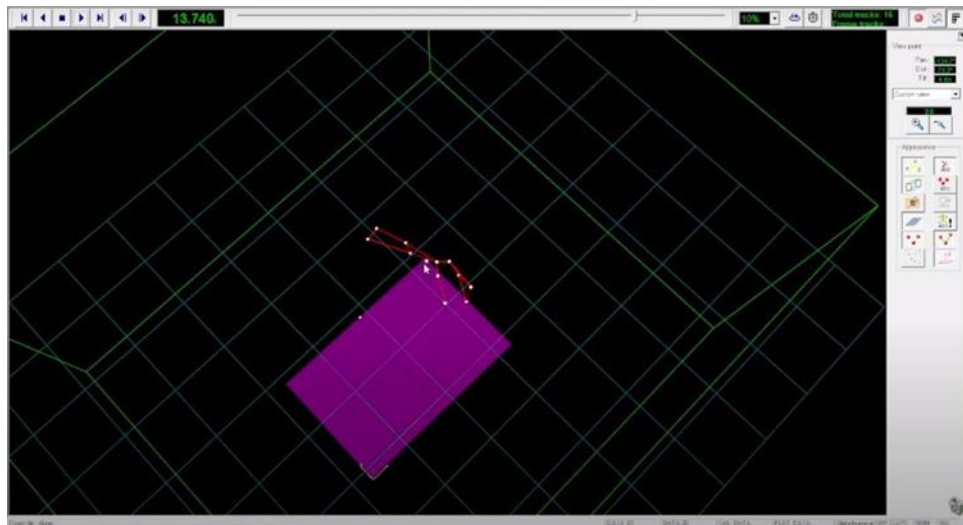
Para esto se lleva un proceso, que, aunque tedioso, permite reducir en gran medida problemáticas a futuro en las diferentes actividades que se han de realizar con dichos datos. Inicialmente se analiza el video para tener claro en qué cuadros de ejecución se logran apreciar alteraciones al movimiento, seguido de esto se identifica cuántos marcadores están siendo captados durante toda la ejecución, esto se puede observar en el recuadro “Total tracks” (Figura 27), donde debe haber máximo 11 marcadores, que son los planteados inicialmente.

Figura 27. Total de marcadores en el movimiento. SMARTtracker.



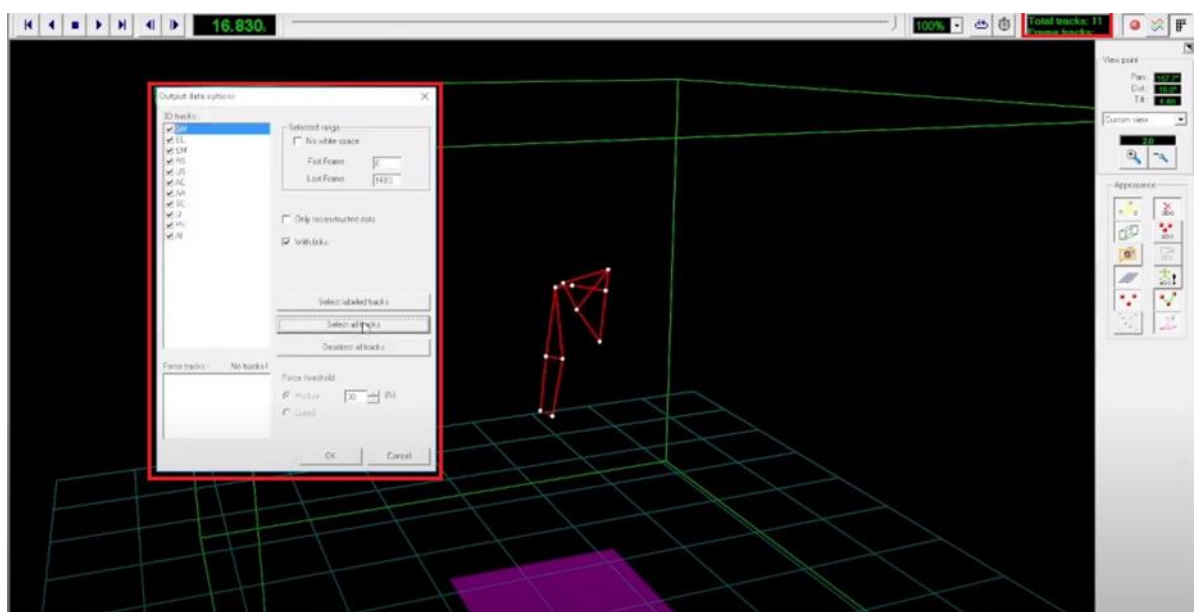
El proceso a llevar a cabo es extenso pero simple, donde al momento de reproducir una serie de cuadros se pueden identificar 2 posibles situaciones: La primera presenta que existe un marcador de más en el cuadro, para dicha situación se selecciona el marcador sobrante y se elimina del cuadro (Figura 28), para la segunda situación en la que no se logran identificar los 11 cuadros en la toma, es necesario actuar únicamente en el caso en que se observe una interferencia, cortando las relaciones entre marcadores en ese cuadro.

Figura 28. Remoción de marcadores fantasmas. SMARTtracker.



Se da por finalizado el tratamiento de datos en SMARTtracker, cuando la cantidad de marcadores obtenida en la ejecución llegue al número real de marcadores planteado en el estudio, luego de esto se exportan los datos cinemáticos en el formato disponible (Figura 29).

Figura 29. Finalización del proceso y exportación de datos. SMARTtracker.



6.1.5.2. Tratamiento de datos en el software Matlab.

Dado que el formato de los datos electromiográficos y cinemáticos de los canales y marcadores, al momento de guardarlos en el software SMARTRACKER, tienen un formato .tdf, se hace necesario el tratamiento de estos en el software Matlab, de manera que los datos obtenidos se puedan visualizar de una mejor manera. El código, cuya estructura se puede visualizar en el anexo A, tiene como objetivo realizar 13 gráficas, 2 para los datos electromiográficos y 11 de los datos cinemáticos de cada marcador. Algunos ejemplos se muestran a continuación:

Figura 30. Señales electromiográficas sin filtrar de los 8 canales electromiográficos.

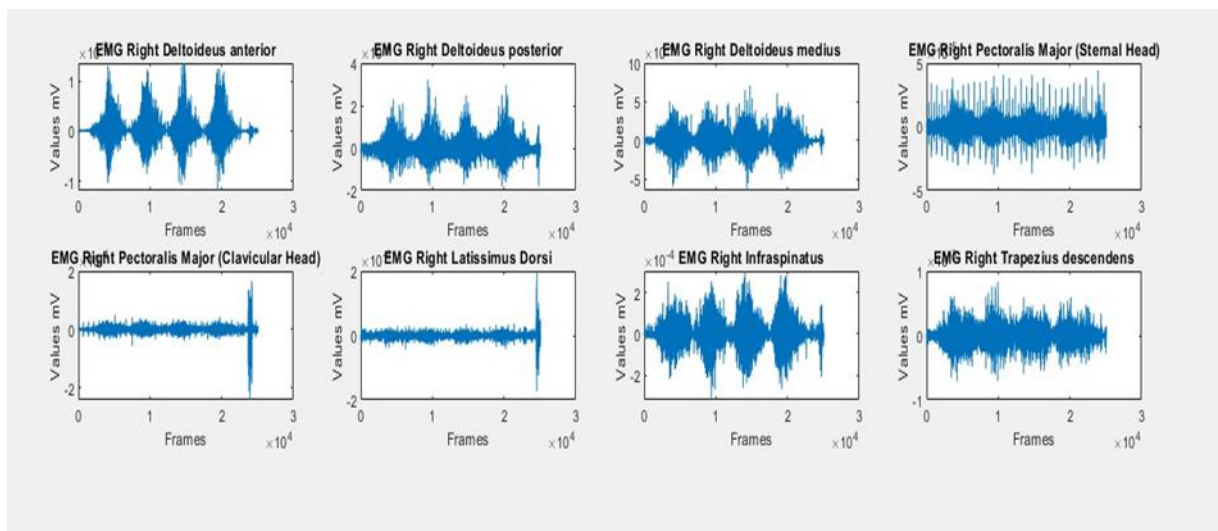


Figura 31. Señales electromiográficas filtradas de los 8 canales electromiográficos.

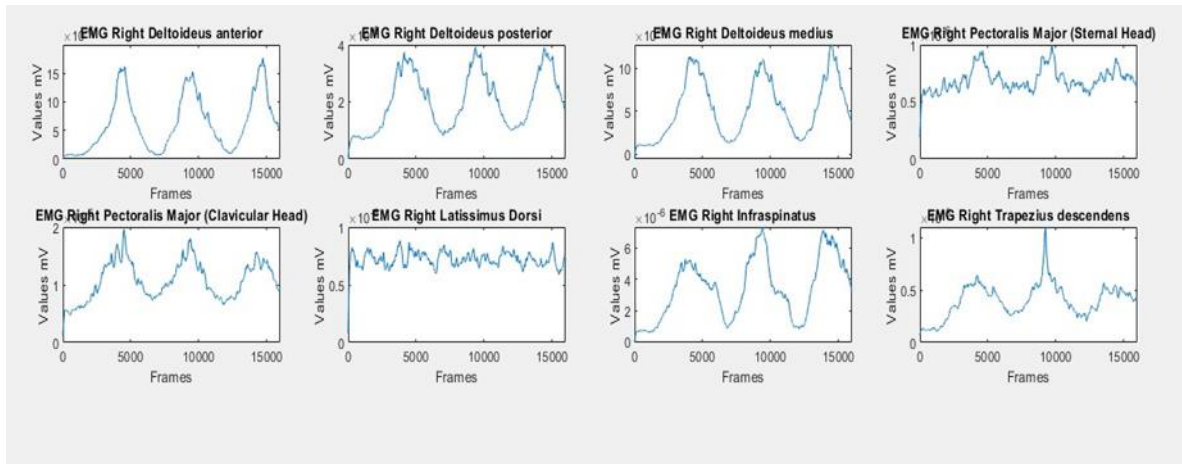
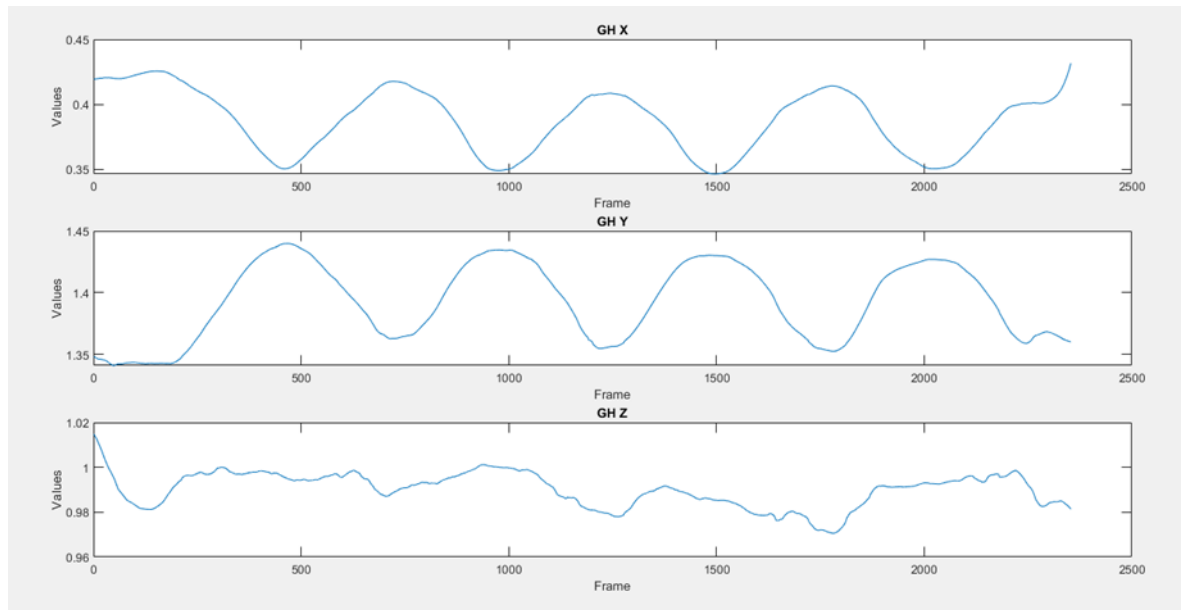


Figura 32. Datos cinemáticos del marcador llamado GH en el movimiento de abducción.



Cabe destacar que los ejemplos anteriores son solamente las gráficas del movimiento de abducción en velocidad lenta y se mostró solamente el marcador llamado GH, como se mencionó anteriormente, hay 13 gráficas en total para todos los movimientos de cada individuo.

6.1.5.3 Análisis de datos electromiográficos.

Como se mencionó en apartados anteriores, una red neuronal se compone por capas, una de estas es la capa de entrada, que, como su nombre lo indica, es la capa donde se ingresan los datos con el fin de entrenar la red. Es por esto por lo que se hace necesario el procesamiento y análisis de los datos electromiográficos obtenidos en el laboratorio para convertir su formato en uno que la red neuronal pueda leer y entender para su respectivo entrenamiento.

Como primer paso, se opta por normalizar los datos electromiográficos, es decir, que todos los datos de todos los archivos estén en un rango de 0 a 1, 0 para el valor electromiográfico menor y 1 para el valor mayor. Luego, se crea una matriz por cada repetición del movimiento en estudio con los datos tomados aleatoriamente, por ejemplo, en el movimiento de rotación externa, el sujeto HM realizó este movimiento 4 veces, entonces de este archivo se crearon 4 matrices y luego se concatenaron estas en una sola. Este proceso se repite para todos los movimientos en cada uno de los sujetos.

Cabe mencionar que el proceso previamente descrito se realizó con la ayuda de MATLAB, el código se puede visualizar en el anexo B.

Las matrices obtenidas tienen dimensiones de $800 \times N$, las filas corresponden a los datos electromiográficos de los 8 músculos, hay 100 datos por cada músculo y estos se ordenan de manera ascendente, cada 100 filas hay un cambio de músculo empezando por el deltoides anterior y terminando en el trapecio ascendente, como se observa en la figura 31. La dimensión "N" corresponde al número de columnas, estas representan los ejemplos obtenidos de sucesiones de 100 datos por cada músculo, este valor depende del tamaño del archivo inicial.

Una vez obtenidas las matrices, estas se unen con el código en el anexo C, para obtener una matriz por cada movimiento, agregándole una fila con la etiqueta que corresponde a cada uno de estos, estas etiquetas se observan en la tabla 3.

Tabla 3. Movimientos con su respectiva etiqueta.

Etiqueta	Movimiento
1	Abducción
2	Aducción
3	Extensión
4	Flexión
5	Rotación interna
6	Rotación externa

Por último, todas las matrices de movimientos con sus respectivas etiquetas se unen en una sola matriz y esta única matriz es la que se ingresa en la red neuronal. Inicialmente se tenía archivos con formato .tdf por separado, ahora se tiene una sola matriz en formato .mat para ingresar en la red neuronal.

Es así como se obtuvo una matriz resultante de 801 filas y 6197 columnas, su representación se puede observar en la figura 33.

Figura 33. Representación visual de la matriz obtenida en un fichero MatFile de MatLab.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.0821	0.0814	0.0816	0.0836	0.0791	0.0788	0.0790	0.0804	0.0792	0.0811
2	0.0824	0.0825	0.0827	0.0905	0.0822	0.0830	0.0805	0.0810	0.0915	0.0922
3	0.0866	0.0884	0.0841	0.0939	0.0837	0.0899	0.0847	0.0829	0.0938	0.0925
4	0.0887	0.0885	0.0864	0.0953	0.0898	0.0908	0.0854	0.0863	0.1046	0.0931
5	0.0946	0.0943	0.0880	0.1080	0.0963	0.0919	0.0997	0.0888	0.1068	0.0970
6	0.1172	0.0972	0.0924	0.1083	0.0983	0.0986	0.1077	0.0914	0.1082	0.1009
7	0.1175	0.1030	0.0967	0.1238	0.1075	0.1058	0.1079	0.0935	0.1396	0.1071
8	0.1187	0.1037	0.1078	0.1242	0.1136	0.1074	0.1142	0.0956	0.1411	0.1084
9	0.1381	0.1067	0.1082	0.1392	0.1164	0.1078	0.1157	0.0991	0.1413	0.1272
10	0.1375	0.1073	0.1096	0.1408	0.1366	0.1161	0.1168	0.1090	0.1374	0.1299
11	0.1401	0.1080	0.1100	0.1386	0.1411	0.1379	0.1234	0.1268	0.1378	0.1299
12	0.1454	0.1102	0.1108	0.1376	0.1410	0.1387	0.1343	0.1405	0.1403	0.1402
13	0.1524	0.1313	0.1118	0.1434	0.1427	0.1446	0.1414	0.1409	0.1411	0.1396
14	0.1540	0.1337	0.1123	0.1436	0.1479	0.1504	0.1405	0.1412	0.1460	0.1375
15	0.1573	0.1415	0.1149	0.1436	0.1522	0.1573	0.1385	0.1378	0.1472	0.1397
16	0.1621	0.1394	0.1210	0.1439	0.1605	0.1573	0.1442	0.1429	0.1604	0.1448

7. RED NEURONAL Y CLASIFICACIÓN DE MOVIMIENTOS

En este apartado, se expondrá cómo se realizó y se estructuró el código para crear el modelo de red neuronal.

Haciendo una revisión bibliográfica, se encontró diferentes estudios donde su objetivo fue encontrar una red neuronal cuya arquitectura y diseño fueran óptimos para la clasificación de señales EMG.

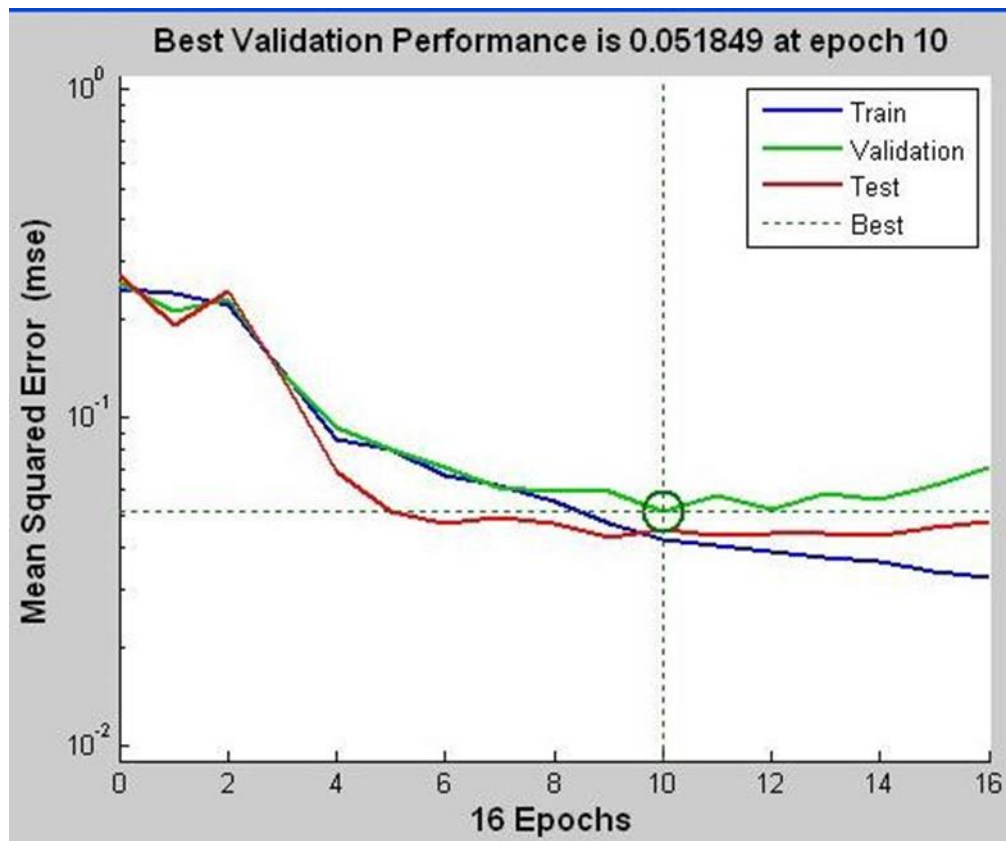
Uno de estos, es un proyecto de grado para la Universidad Politécnica de Madrid, su título es “Clasificación de señales electromiográficas del antebrazo mediante aprendizaje de máquina” cuyo autor es Noemí Amorós spooner. En esta investigación, se probaron 4 modelos para la clasificación de las señales EMG, los cuales fueron, Random Forest, Support Vector Classifier, Redes neuronales densas y Redes neuronales convolucionales.

El modelo que proporcionó mejores resultados fue uno con una capa convolucional 1D, dos capas convolucionales densas de 256 y 64 neuronas respectivamente, además de la herramienta de batch de normalización. Este modelo obtuvo el 90.9% de reconocimiento utilizando el set completo de entrenamiento.

La estructura de este modelo se tomó en cuenta para la investigación presente, dado que el procedimiento que se llevó a cabo tanto para la toma de datos como para la preparación de estos fue muy similar.

Otra investigación que se tomó como referencia para este capítulo fue “Neural Network Classifier for Hand Motion Detection from EMG Signal”, realizada por Md. R. Ahsan, M.I. Ibrahimy, y O.O. Khalifa. En este artículo se investigó la manera de clasificar señales EMG para diferentes movimientos de la mano. Se obtuvo un 88,4% de efectividad en la clasificación de los movimientos, esta efectividad se obtuvo usando 204 set de datos y para evitar el overfitting, se usó el 70% de los datos para el entrenamiento, el 15% para el testeo y el 15% para la validación. En la capa oculta se usaron 10 neuronas y 10 época de entrenamiento para la mejor efectividad. Estos resultados se observan en la figura 34 y tabla 4.

Figura 34. Mejor rendimiento de validación en la época 10.



Fuente: Md. R. Ahsan (2011).

Tabla 4. Resultados experimentales con comparación.

Training Function	Stop Epochs	Regression	Time Elapsed	Classification Rate				Hidden Neurons
				Training	Validation	Test	Overall	
trainlm	15	0.8597	1.047	88.6	83.3	90	88	10
	18	0.87251	0.921	94.3	66.7	80	88	
	16	0.87401	0.8721	88.7	90.3	90.3	89.2	
	Avg	0.86874	0.9467	90.5333	80.1	86.76667	88.4	
	33	0.85706	2.797	91.4	70	83.3	87	20
	14	0.85508	1.218	90	80	86.7	88	
	12	0.84772	1.094	92.9	76.7	83.3	89	
	Avg	0.853287	1.703	91.4333	75.5667	84.43333	88	
	16	0.86112	2.36	92.1	80	76.7	88	30
	11	0.85018	1.703	91.4	90	73.3	88.5	
14	0.85102	2.125	89.3	76.7	83.3	86.5		
Avg	0.854107	2.06267	90.9333	82.2333	77.76667	87.6667		
trainseg	37	0.7839	0.703	80.7	83.3	83.3	81.5	10
	31	0.80202	0.797	78.6	90	86.7	81.5	20
	34	0.80767	0.859	83.6	83.3	86.7	84	30
	Avg	0.797863	0.78633	80.96667	85.5333	85.56667	82.3333	

Fuente: Md. R. Ahsan (2011).

Dicho esto, haciendo uso del lenguaje Python y con ayuda del entorno de ejecución Google Colab, se estructuró la red neuronal de la siguiente manera:

1). Se importaron librerías para hacer uso de varias funciones, entre estas destacan las librerías TensorFlow, Keras y numpy.

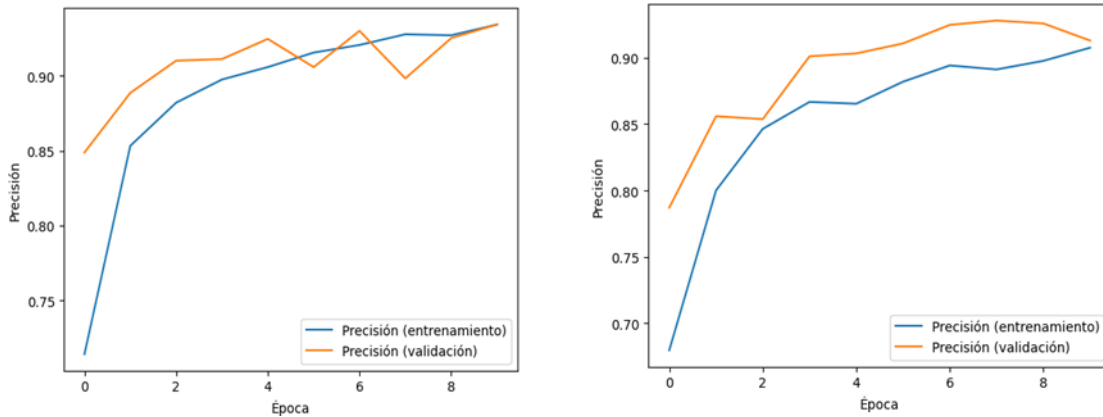
2). Se cargó el archivo llamado "movimientos.mat" y se restó 1 a cada etiqueta ya que las posiciones de los vectores se cuentan desde 0 y no desde 1.

3). Se mezcló la matriz para evitar un overfitting en la red, acto seguido, se dividen los archivos de entrenamiento, testeo y validación con el 70%, 15% y 15% de los datos respectivamente.

4). La creación del modelo de red neuronal se hace con tres capas, la capa de entrada usa la función "Flatten" para usar los datos de entrenamiento como vectores de entrada, es decir, con una dimensión; así mismo, el número de neuronas depende de la cantidad de datos de entrenamiento. La segunda capa, usa 50 neuronas y la función de activación "ReLU" ya que esta ayuda a entrenar la red con datos no lineales y a su vez, con tiempos de computación menores comparados con otras funciones de activación como "tanh" o "sigmoide".

Luego de la primera capa oculta, se agrega una capa Dropout, esta ayuda a apagar un porcentaje de neuronas en cada época para regularizar el modelo y evitar el overfitting. A continuación, se puede observar el ejemplo de las gráficas de precisión en el conjunto de entrenamiento y validación para el modelo con y sin la capa Dropout.

Figura 35. Precisión en el entrenamiento y validación para un modelo con y sin la capa Dropout respectivamente.



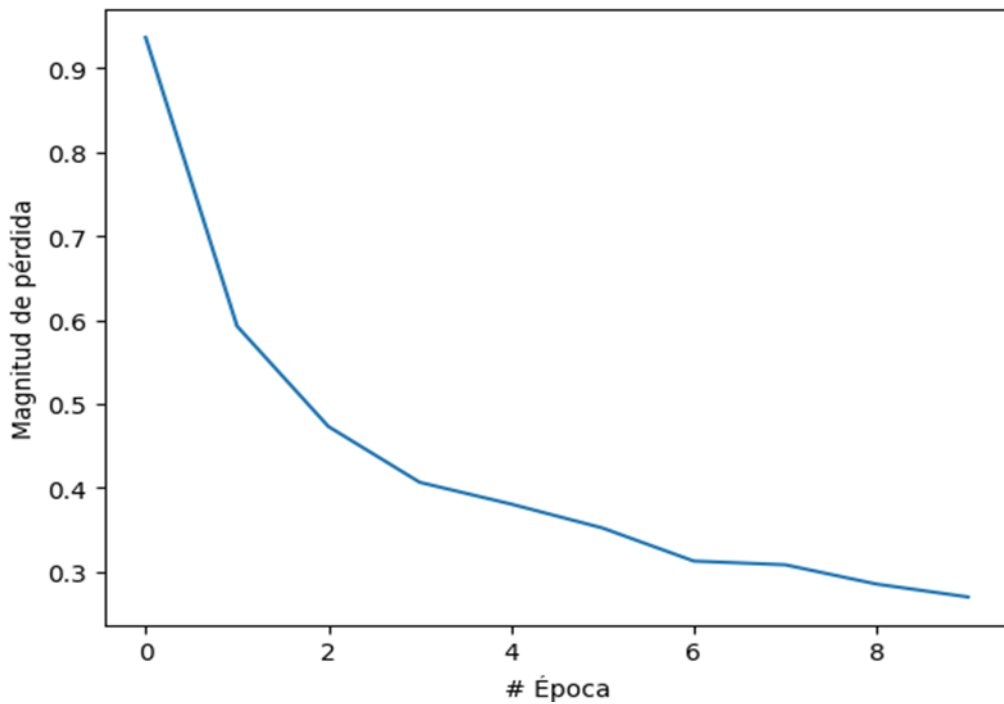
Como última capa, se tiene la capa de salida tipo 'softmax', esta función de activación es la más usada en las redes neuronales para clasificación, con 6 neuronas de salida, una para cada una de las etiquetas.

5). Luego, se compila el modelo con el optimizador 'adam' y se usan 10 épocas para el entrenamiento del modelo.

6). Por último, se crean gráficas para obtener una idea del rendimiento del modelo creado para la red neuronal.

La primera gráfica hecha es la de magnitud de pérdida, esta magnitud se hace más cercana a 0 mediante las épocas en el entrenamiento de la red aumentan.

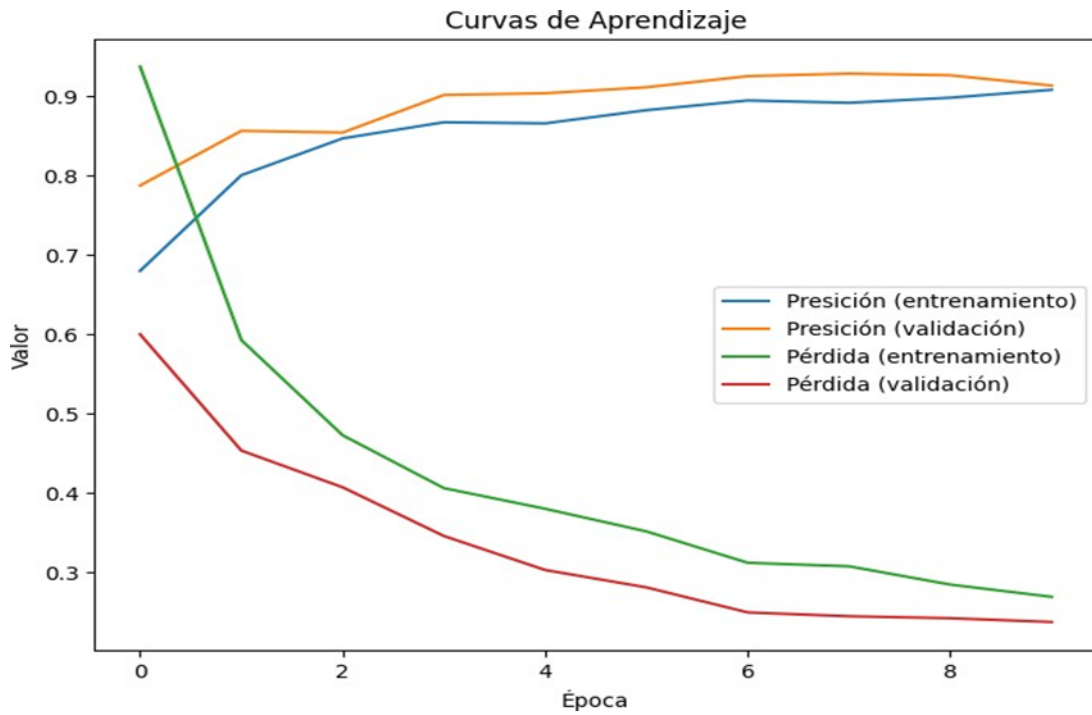
Figura 36. Magnitud de pérdida con respecto a las épocas de entrenamiento.



Se observa una magnitud de pérdida de 0,25 aproximadamente para la época número 10.

En la curva de aprendizaje, se observa la precisión y la pérdida en los conjuntos de validación y entrenamiento, una señal de que no hay overfitting en el modelo de aprendizaje es que la precisión en los conjuntos de entrenamiento sea menor que la de los conjuntos de validación. Esta curva se observa en la figura 37.

Figura 37. Curva de aprendizaje del modelo.



Una vez vista la precisión del modelo, se procede a observar cuántas veces el modelo acertó la predicción hecha para la clasificación, estos datos se observan en la siguiente matriz de confusión y el diagrama de barras.

Figura 38. Matriz de confusión de los datos de testeo.

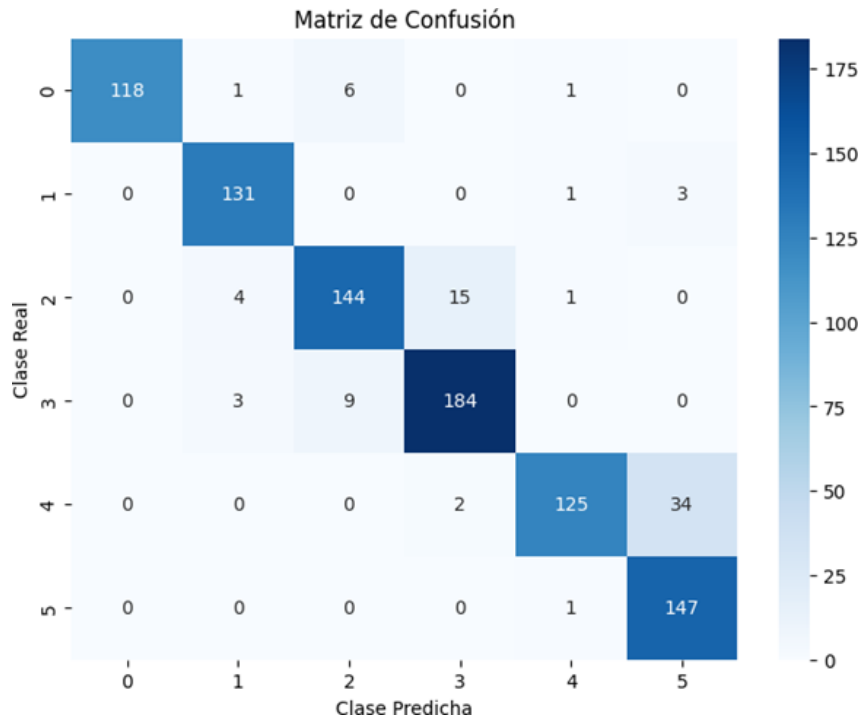
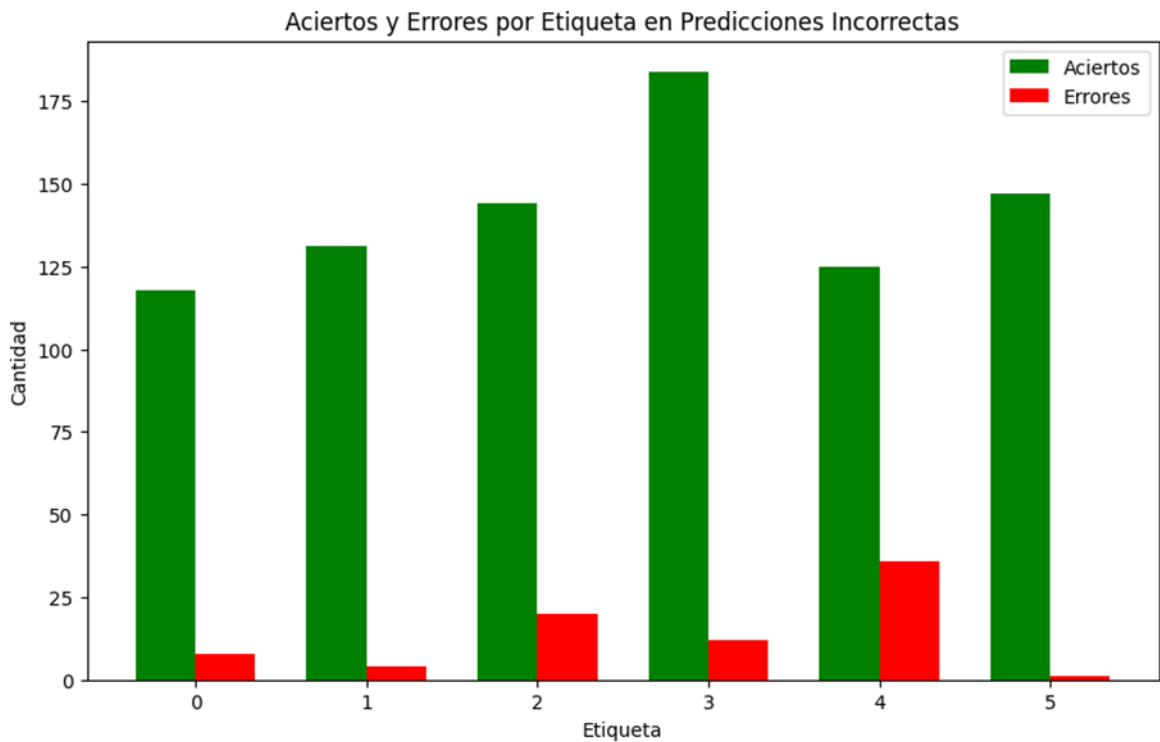


Figura 39. Diagrama de barras para los aciertos y predicciones del modelo.



8. DETERMINACIÓN DE CARGAS

En este apartado, se determinarán las cargas presentes en la articulación glenohumeral en los movimientos de abducción-aducción y flexión-extensión para los sujetos de prueba, luego, se hará la comparación con las cargas encontradas en la base de datos de OrthoLoad, esta es una base de datos pública que tiene información de cargas actuantes en articulaciones humanas proveniente de distintas investigaciones. Se tomaron mediciones durante muchas actividades rutinarias y deportivas en implantes de cadera, rodilla, hombro y columna. OrthoLoad proporciona datos de carga numéricos y vídeos, que contienen diagramas de tiempo de carga e imágenes sincrónicas de las actividades del sujeto.

Como primera medida, se usa el software Mokka, este permite visualizar los archivos .tdf tomando la información cinemática de cada archivo, es decir, la posición de los marcadores en el entorno de pruebas del laboratorio. Al cargar el archivo se debe asegurar que los marcadores estén centrados con respecto a los ejes de referencias del software mokka, en las siguientes figuras se puede observar la diferencia cuando dichos objetos se centran y cuando no.

Figura 40. Marcadores centrados según los ejes de referencia de Mokka.

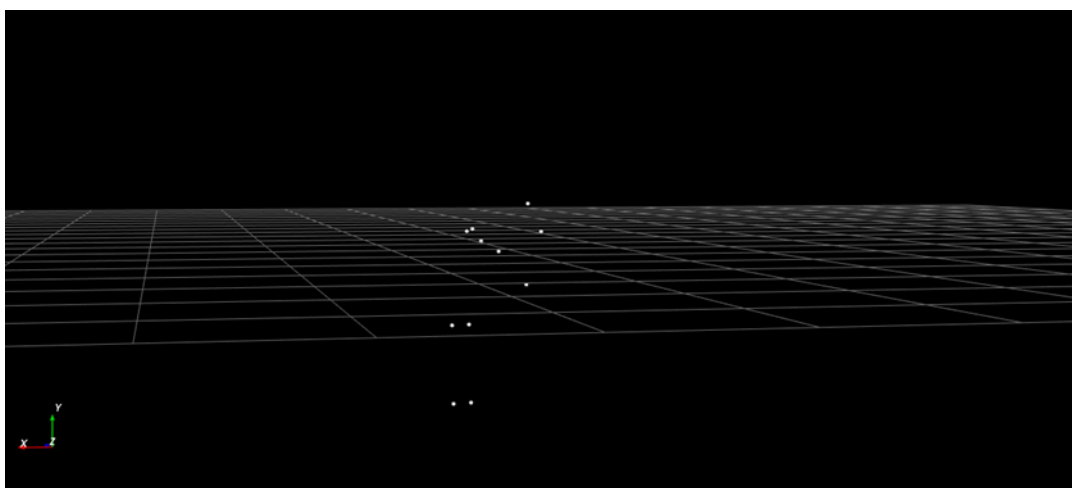
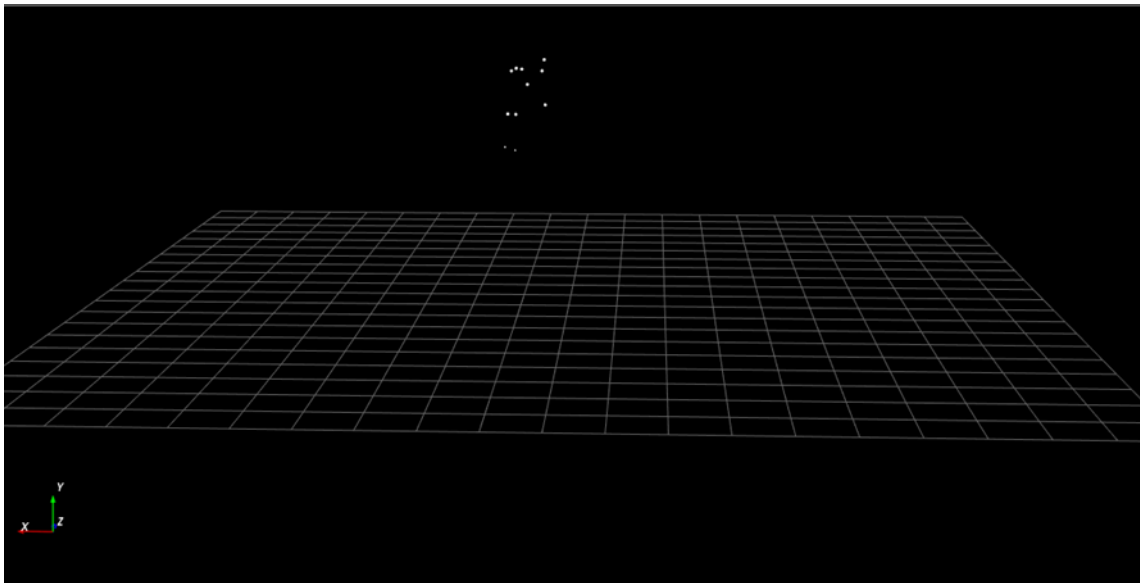


Figura 41. Marcadores sin centrar según los ejes de Mokka.



Una vez se haya asegurado de que los marcadores se centren en el origen del programa mokka, se procede a exportar el archivo como un tipo .TRC, con dicha extensión, es posible visualizar los marcadores para realizar el análisis de cargas en el software OpenSim.

8.1 SIMULACIÓN EN OPENSIM

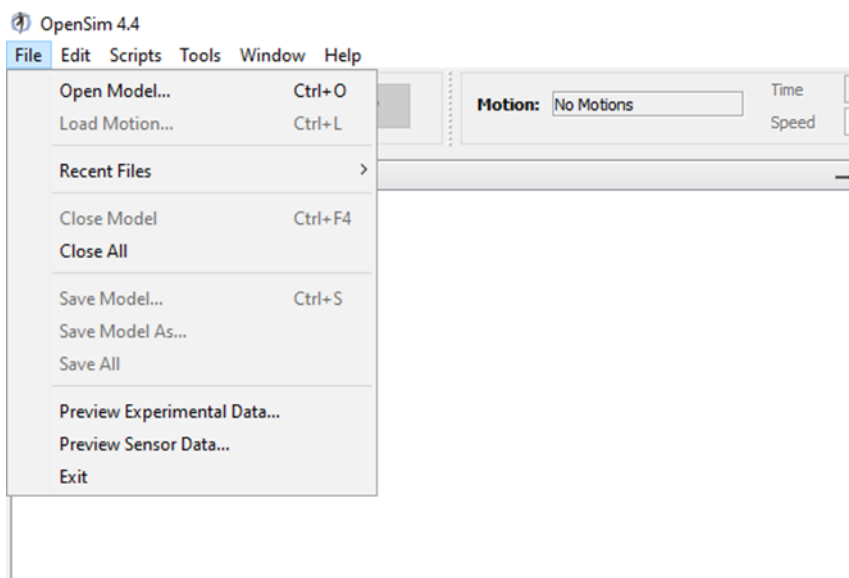
OpenSim es una plataforma de simulación de código abierto que permite modelar y analizar el movimiento humano y la biomecánica con precisión. OpenSim proporciona herramientas avanzadas para crear modelos musculo esqueléticos personalizados, simular el movimiento humano, analizar la dinámica muscular y evaluar el rendimiento biomecánico. Su naturaleza de código abierto fomenta la colaboración y la expansión continua de su funcionalidad, lo que lo convierte en una herramienta invaluable para profesionales e investigadores en el campo de la biomecánica y la cinemática.

A continuación, se explica detalladamente el proceso llevado a cabo con el fin de predecir las cargas y realizar el análisis pertinente con los resultados obtenidos. Como se mencionó anteriormente, es necesario que los datos cinemáticos estén en el formato exportado del software Mokka, el cual es un formato TRC.

Una vez se cuenta con los datos experimentales listos para trabajar, se consideró la siguiente metodología de trabajo:

- 1) Importar el modelo: El modelo que representa los marcadores de interés (GH, EM, EL), se importa ingresando en el apartado “file” en la parte superior izquierda, para luego presionar en el comando “Open Model” y seleccionar el modelo en formato “.osim”, como se muestra en la figura 42.

Figura 42. Importación del modelo en OpenSim.



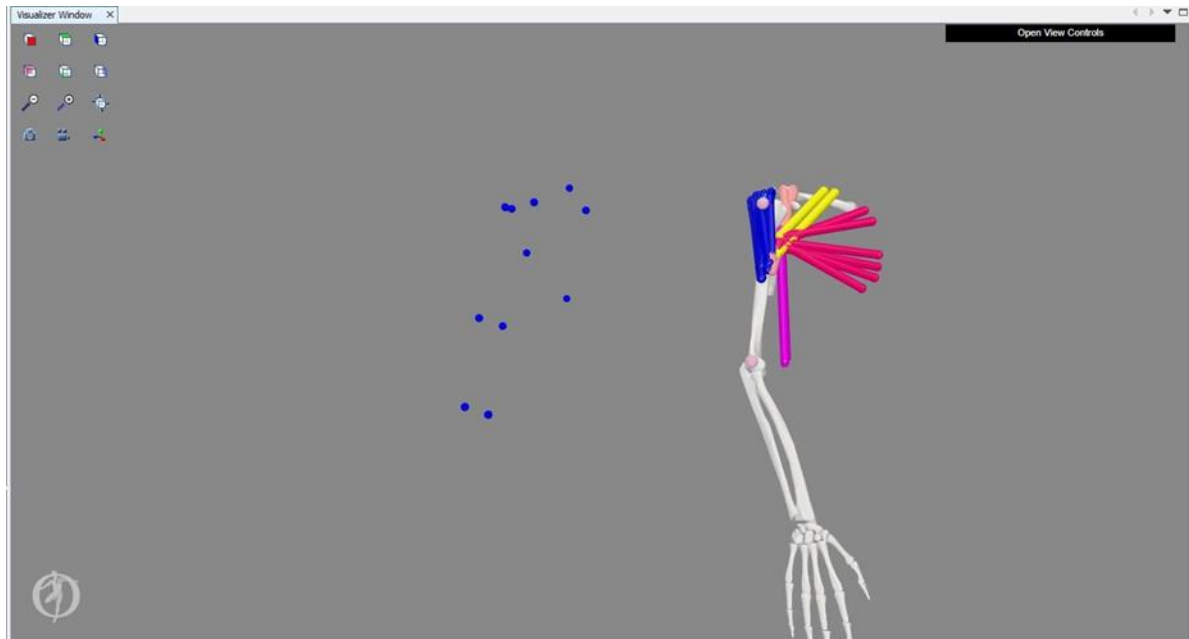
Una vez cargado el modelo a trabajar, se puede visualizar en el apartado “Visualizer Window” del software, como se muestra a continuación (Figura 43):

Figura 43. Visualización del modelo cargado. OpenSim.



2) Importar los datos experimentales: Los datos experimentales exportados anteriormente del software mokka en el formato TRC son importados desde el apartado "File", en la parte inferior "Preview Experimental Data" y seleccionando dicho archivo (Figura 42). Una vez importados los datos experimentales, se pueden identificar en la "Visualizer Window" (Figura 44).

Figura 44. Visualización de los datos experimentales. Opensim.



3) Centrado de los datos: Como se aprecia en la figura 44, los datos experimentales importados no concuerdan con el modelo planteado, esto debido diferentes factores tales como: el posicionamiento de cada sujeto en el volumen de trabajo dispuesto, las variables físicas de cada sujeto (altura, densidad ósea, masa muscular, etc), por lo que es necesario llevar a cabo un proceso de ajuste. Para realizar el proceso dentro del software, inicialmente se seleccionan los datos experimentales y se despliega la herramienta "Model Offset" (Figura 46), luego en la venta de "Model Offset", se asignan valores de posición en X, Y y Z (Figura 47) con el fin de que coincidan los marcadores de los datos experimentales (en azul) con los marcadores del modelo (en rosado). Una vez centrados los datos experimentales, se pueden llevar a cabo los procesos de determinación de cargas y análisis.

Figura 45. Apartado Model Offset. OpenSim.

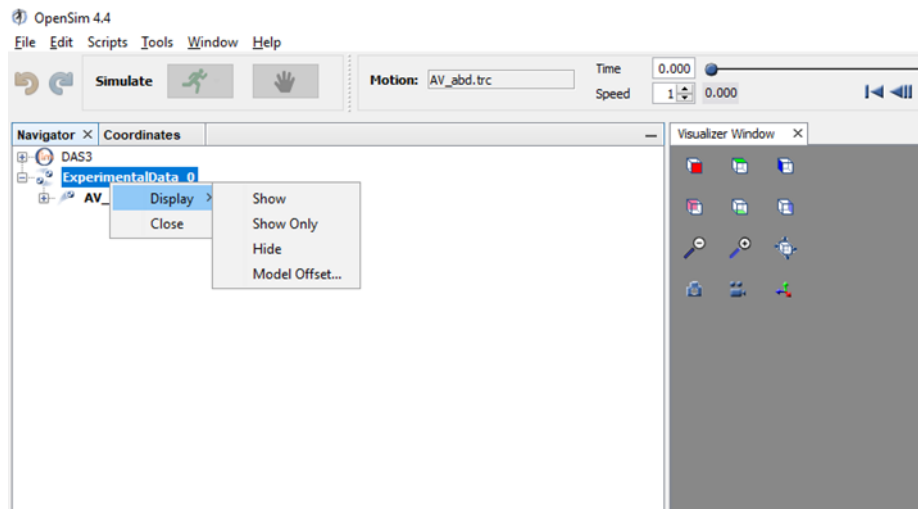
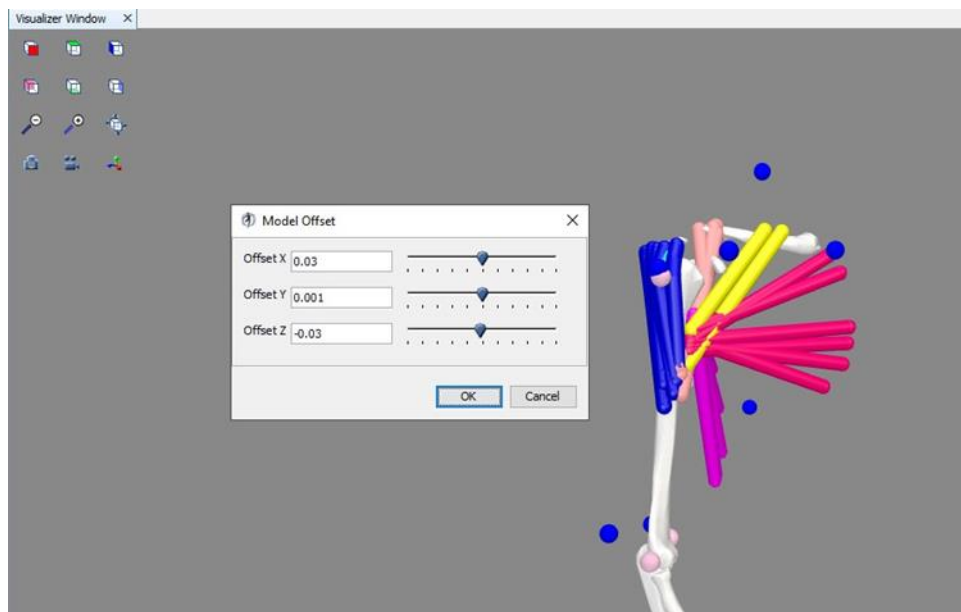


Figura 46. Centrado de datos experimentales Model Offset. OpenSim.



4) **Análisis de cinemática inversa:** El análisis de cinemática inversa permite que, dado un objetivo en términos de posición y orientación, esto permite calcular las posiciones y las velocidades requeridas de las articulaciones o elementos intermedios. Para esto, el software OpenSim cuenta con el apartado de “Tools” donde se encuentra la opción “Inverse Kinematics” (Figura 47). Una vez seleccionada dicha opción, la ventana de “Inverse Kinematics” solicita la dirección o archivo donde se encuentran los datos experimentales de los cuales se ha de realizar el análisis (Figura 48). Una

vez seleccionado el archivo de datos se ejecuta el análisis con el botón “Run” (Figura 48). Al realizar la ejecución, en la ventana “Messages” se imprimen los porcentajes de error de dicho proceso experimental (Figura 43). Cabe aclarar que en caso de que el proceso experimental presente un error elevado el software no permitirá ejecutar la misma. Una vez realizado el proceso de cinemática inversa, se han obtenido los datos necesarios para pasar al siguiente apartado.

Figura 47. Apartado “Tools”. OpenSim.

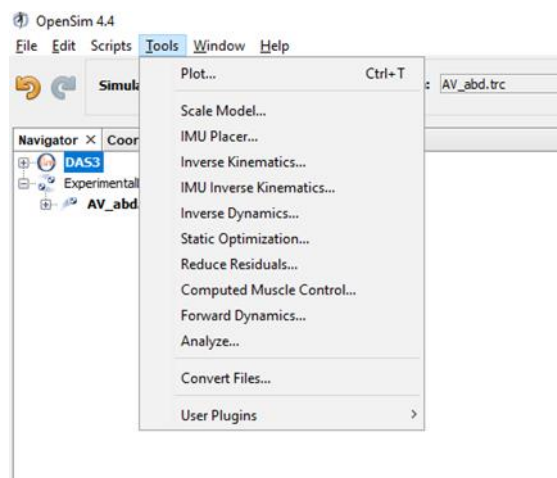


Figura 48. Apartado “Inverse Kinematics Tool”. OpenSim.

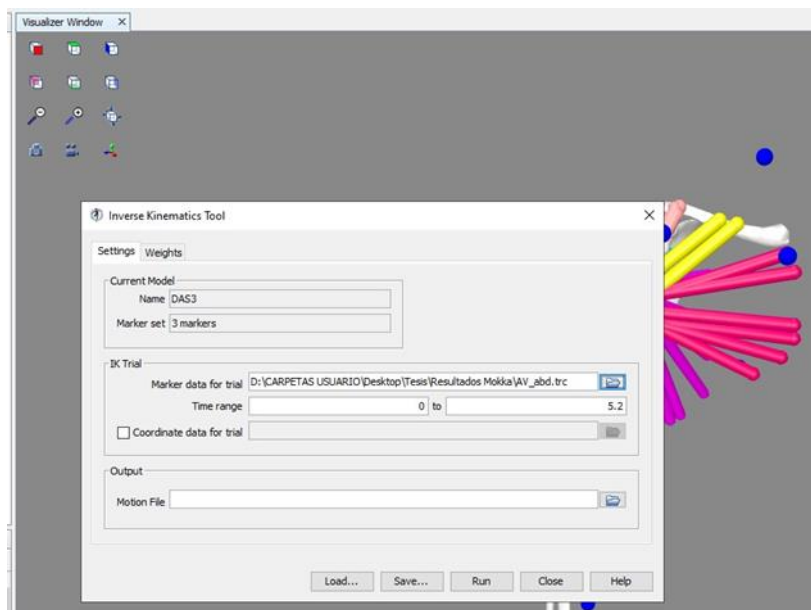


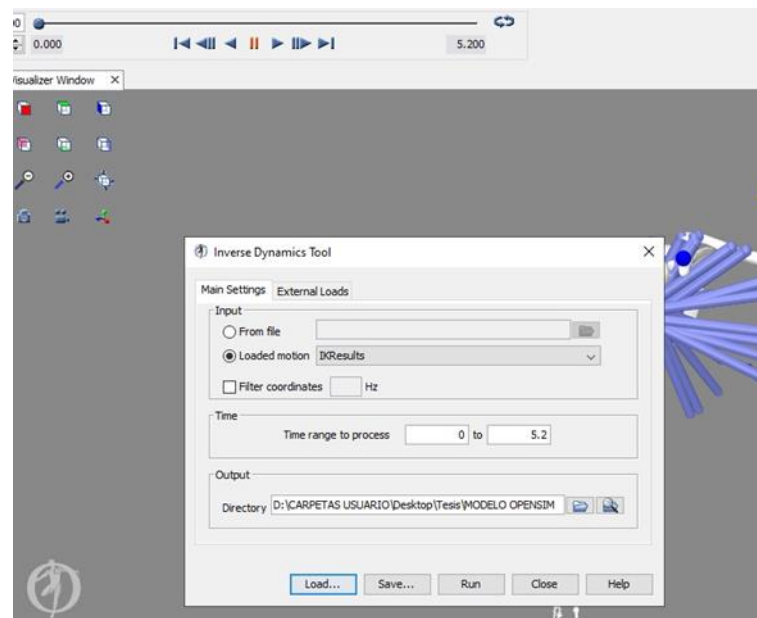
Figura 49. Ventana “Messages” con valores de errores de ejecución. OpenSim.

Messages	ScriptingShell Window
Frame 500 (t = 5.0):	total squared error = 0.00205957, marker error: RMS = 0.0262016, max = 0.0388057 (GH)
Frame 502 (t = 5.02):	total squared error = 0.00206089, marker error: RMS = 0.02621, max = 0.038796 (GH)
Frame 503 (t = 5.03):	total squared error = 0.00206279, marker error: RMS = 0.026222, max = 0.0388123 (GH)
Frame 504 (t = 5.04):	total squared error = 0.00206844, marker error: RMS = 0.0262579, max = 0.0388557 (GH)
Frame 505 (t = 5.05):	total squared error = 0.00207675, marker error: RMS = 0.0263107, max = 0.0389599 (GH)
Frame 506 (t = 5.06):	total squared error = 0.00208347, marker error: RMS = 0.0263532, max = 0.0389457 (GH)
Frame 507 (t = 5.07):	total squared error = 0.00208895, marker error: RMS = 0.0263878, max = 0.0390236 (GH)
Frame 508 (t = 5.08):	total squared error = 0.00209825, marker error: RMS = 0.0264465, max = 0.0391193 (GH)
Frame 509 (t = 5.09):	total squared error = 0.00211047, marker error: RMS = 0.0265234, max = 0.0390938 (GH)
Frame 510 (t = 5.1):	total squared error = 0.00212304, marker error: RMS = 0.0266023, max = 0.0392345 (GH)
Frame 511 (t = 5.11):	total squared error = 0.00213127, marker error: RMS = 0.0266538, max = 0.0393193 (GH)
Frame 512 (t = 5.12):	total squared error = 0.00213750, marker error: RMS = 0.0266927, max = 0.0392297 (GH)
Frame 513 (t = 5.13):	total squared error = 0.00214403, marker error: RMS = 0.0267335, max = 0.0393156 (GH)
Frame 514 (t = 5.14):	total squared error = 0.00215180, marker error: RMS = 0.0267818, max = 0.0394092 (GH)
Frame 515 (t = 5.15):	total squared error = 0.00215577, marker error: RMS = 0.0268065, max = 0.0392819 (GH)
Frame 516 (t = 5.16):	total squared error = 0.00215760, marker error: RMS = 0.0268179, max = 0.0393434 (GH)
Frame 517 (t = 5.17):	total squared error = 0.00216118, marker error: RMS = 0.0268401, max = 0.0393948 (GH)
Frame 518 (t = 5.18):	total squared error = 0.00216662, marker error: RMS = 0.0268739, max = 0.0392717 (GH)
Frame 519 (t = 5.19):	total squared error = 0.00217418, marker error: RMS = 0.0269208, max = 0.0393485 (GH)
Frame 520 (t = 5.2):	total squared error = 0.00218111, marker error: RMS = 0.0269636, max = 0.0394134 (GH)
InverseKinematicsTool completed 521 frames in 2 second(s).	

5). Análisis de dinámica inversa: El análisis de dinámica inversa nos permite determinar fuerzas, momentos o torques necesarios para realizar un movimiento. En

este caso OpenSim también cuenta con un apartado para realizar dicho análisis, en el cual es necesario tener datos de posiciones y velocidades (Los cuales fueron calculados en el análisis de cinemática inversa). En la herramienta “Tools” (Figura 47) se selecciona el “Inverse Dynamics”, una vez seleccionados y en la ventana de “Inverse Dynamics Tool” (Figura 50), se seleccionan los datos del “IKResults” los cuales hacen referencia a los resultados obtenidos en el análisis de cinemática inversa, también es necesario seleccionar una carpeta donde se desean guardar los datos obtenidos en el apartado de dinámica inversa. Al tener los apartados solicitados, se selecciona el botón “Run” y se da fin al análisis de dinámica inversa.

Figura 50. Apartado “Inverse Dynamics Tool” OpenSim.



6). Análisis de datos: Una vez realizados los procesos experimentales de cinemática y dinámica inversa, se procede a la representación de los datos de manera gráfica, para esto OpenSim cuenta con la herramienta “Analyse” (Figura 47). Esta herramienta solicita el directorio de los datos anteriormente calculados (Figura 51). Dentro de dicha herramienta existe un apartado llamado “Analyses” en el cual se ha de seleccionar el tipo de estudio que se desea realizar, en este caso se selecciona desde el botón “Add” la opción “JointReaction” el cual permite calcular las reacciones (Fuerzas) en los puntos de interés, una vez seleccionado se ejecuta el análisis desde el botón “Run”,

con esto se obtienen la totalidad de los datos y se procede a la impresión de manera gráfica de los mismos. Para eso en el apartado de Tools se selecciona la opción “Plot”, en la ventana “Plotter” (Figura 52), se solicitan los valores de X y Y, para este caso los valores de Y serán las cargas en X, Y y Z presentes en la articulación glenohumeral (GH), se pueden identificar como “gh_on_humerus_r” (Figura 53), esto debido a que los datos tomados en la fase 1 del proyecto fueron para el brazo derecho, una vez seleccionados los valores de Y se procede a seleccionar los valores de X los cuales serán el tiempo transcurrido durante la ejecución del movimiento. En el momento en que se han seleccionado los datos necesarios para Y y X, se selecciona el botón “Add” para imprimir las gráficas en la ventana “Plotter” (Figura 48).

Figura 51. “Analyze Tool”. OpenSim.

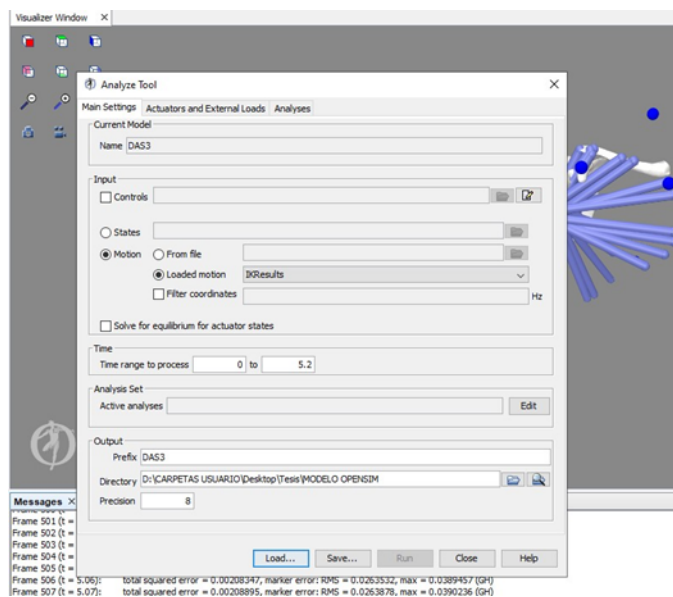


Figura 52. Ventana Plotter. OpenSim.

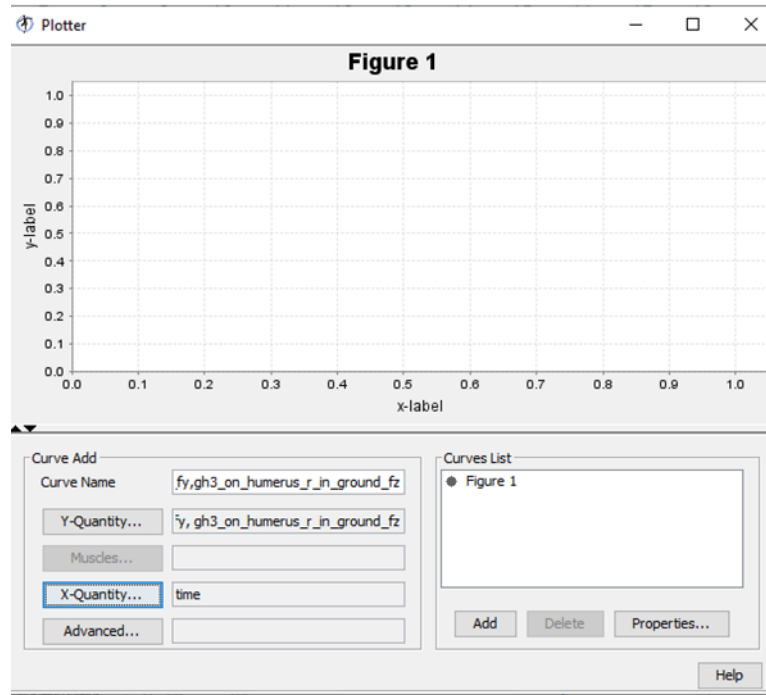


Figura 53. Ventana "select data columns to plot". OpenSim

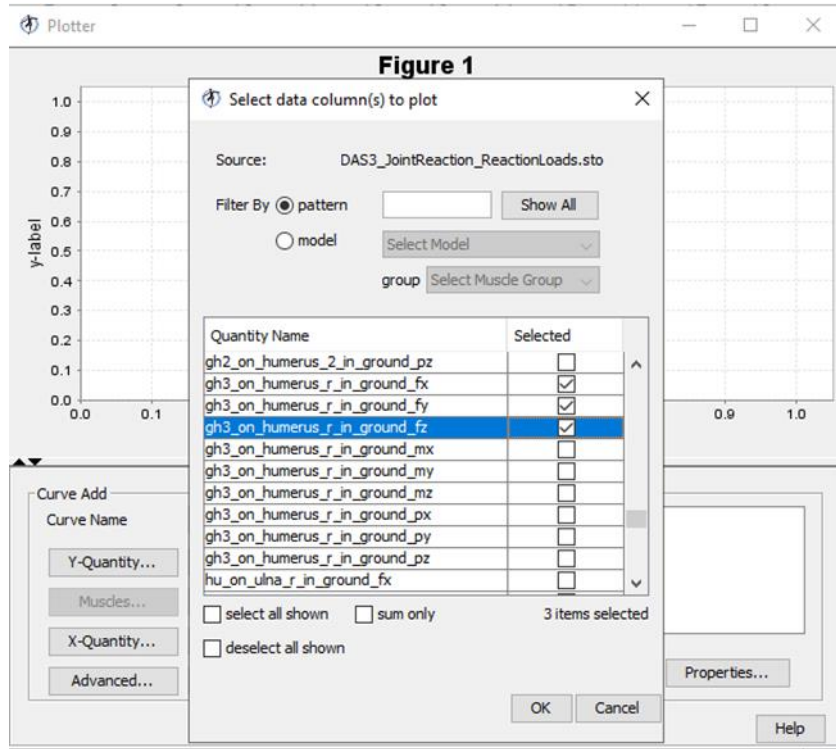
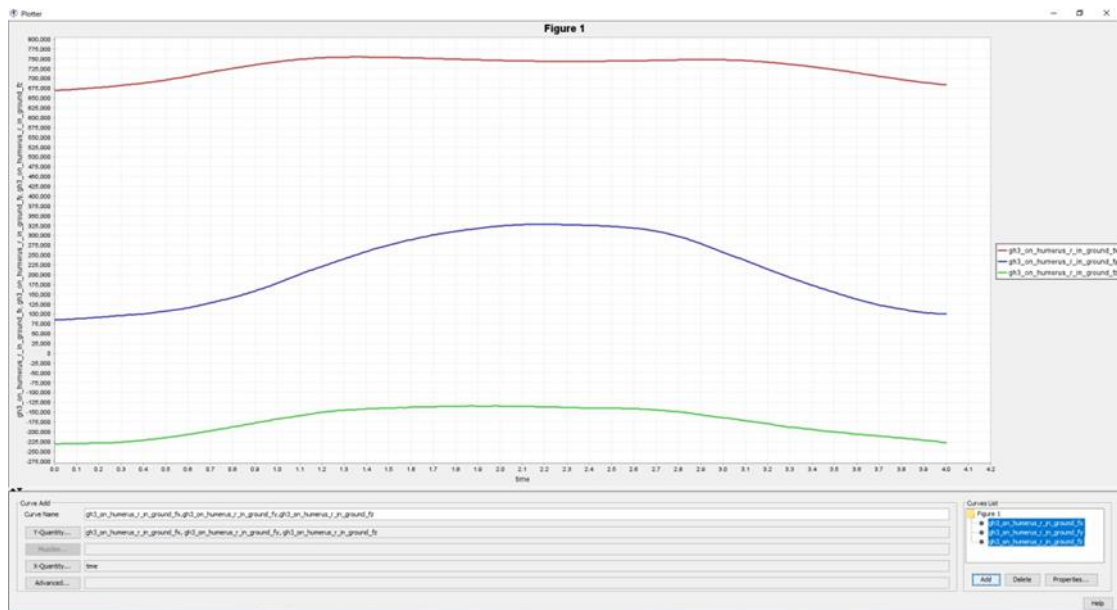
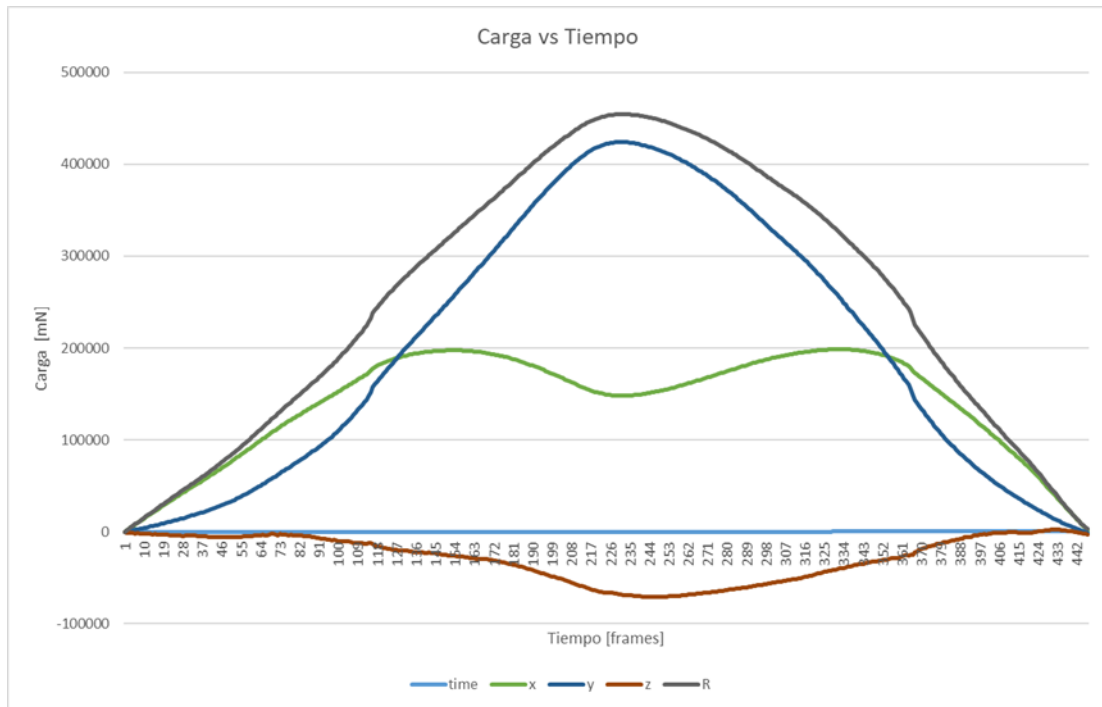


Figura 54. Gráfica obtenida del análisis.



7). Corrección de las gráficas: Después de realizar un análisis sobre las gráficas obtenidas de manera inicial, se logra apreciar que dichas gráficas cuentan con un desfase vertical el cual es proveniente de un error presentado por el software de simulación OpenSim, sin embargo, esto se puede solucionar. Inicialmente es necesario exportar los datos obtenidos en las gráficas, tomando la opción de exportarlos en un formato compatible con Excel, en este caso es posible exportarlo para visualizar los archivos en un archivo de texto. Una vez exportados los datos a un archivo de texto, desde Excel se importan con el fin de poder modificar ciertos parámetros para que las gráficas no presenten dicho desfase, como se muestra en la figura 55.

Figura 55. Carga vs tiempo sin desfase.



Con el fin de realizar una comparación con una base de datos que recopila datos experimentales bastante cercanos a los trabajados, conocida como OrthoLoad y que expresa sus resultados en porcentaje de peso del sujeto, se procede a realizar la adaptación de los datos obtenidos previamente como se muestra en la figura 56, en la cual los datos impresos son en %BW (Porcentaje peso).

Figura 56. Carga (%BW) vs tiempo.

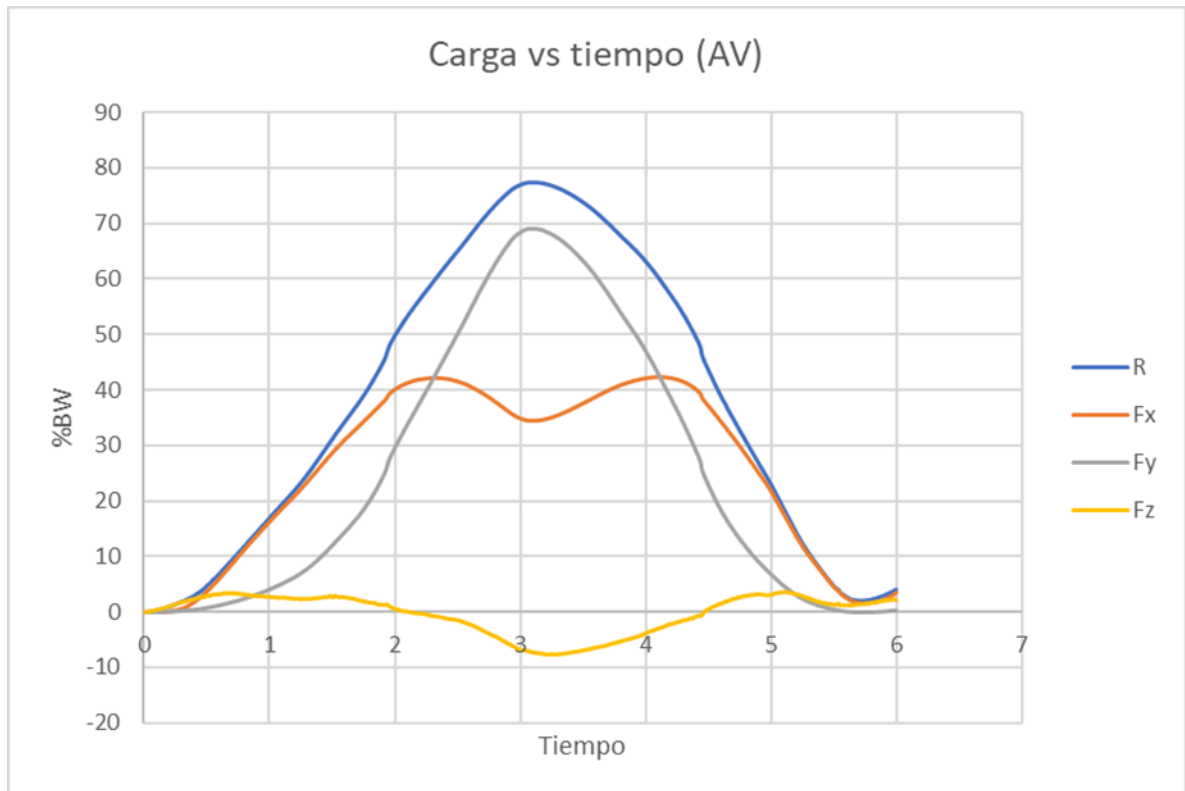
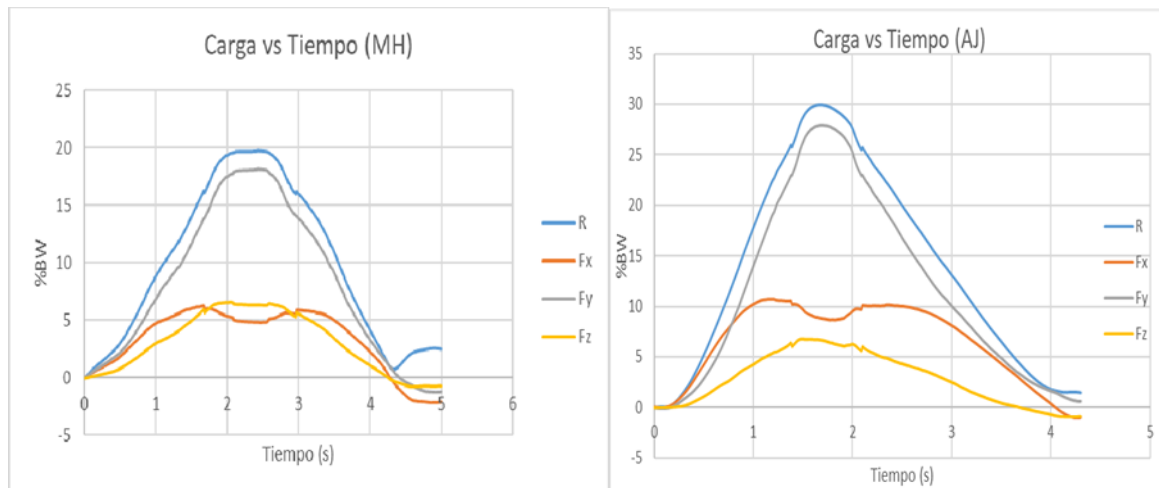


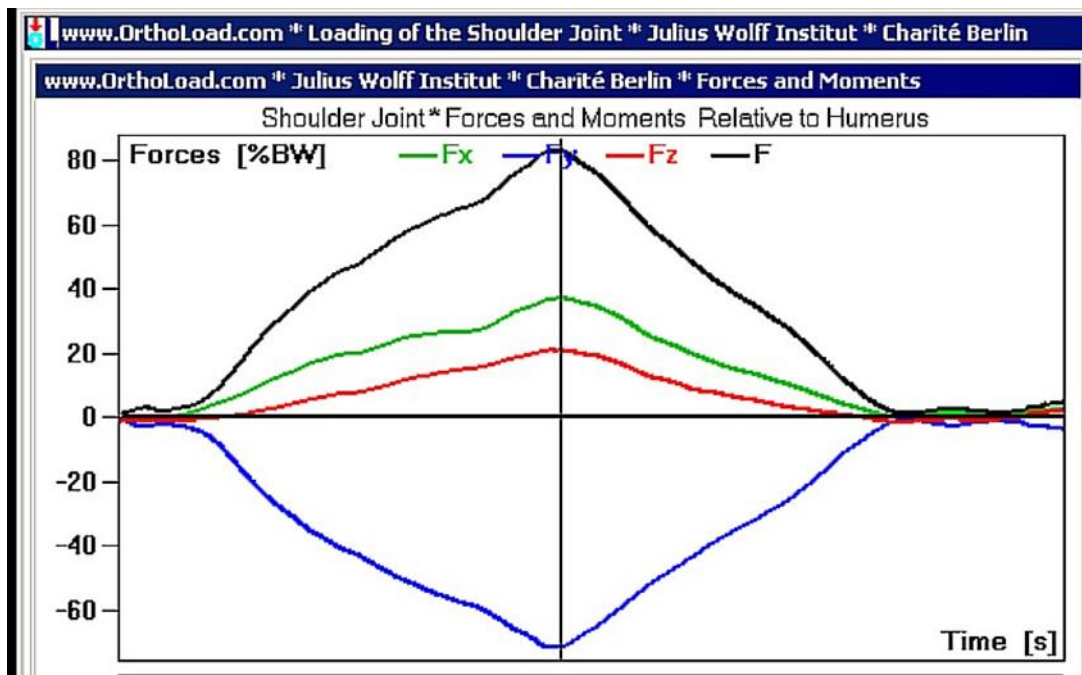
Figura 57. Carga vs tiempo en sujetos MH y AJ.



Una vez realizado todo el proceso de análisis para el cálculo de cargas, se procede a comparar los datos obtenidos con los datos presentes en OrthoLoad (Figura 58) gráficamente. En primera instancia se seleccionó un movimiento de abducción a 90° sin carga, para poder

compararlos directamente con los datos de abducción tomados, se realizó este mismo proceso para los datos de flexión, ya que la base de datos cuenta con estos 2 tipos de movimientos. Al observar las gráficas de las bases de datos, se aprecia una tendencia muy fiel a la obtenida durante el proceso experimental mediante los modelos de cinemática y dinámica inversa, donde la resultante de las fuerzas obtenidas tiende a ser un máximo del 80% del peso total del sujeto. También se logra apreciar que la tendencia de las cargas tiene un comportamiento similar, por lo que se puede afirmar que los resultados obtenidos son cercanos a la realidad.

Figura 58. Carga vs Tiempo. OrthoLoad.



9). ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Se consiguió recopilar todas las señales electromiográficas de los sujetos de prueba, sin embargo, hay algunos datos cinemáticos que se perdieron al momento de realizar las pruebas, los marcadores a los que les ocurrió dicho evento se llaman “marcador fantasma” esto se pudo deber a una mala posición del sujeto al momento de la prueba que hacía que las cámaras del laboratorio de biomecánica no captaran los marcadores en ciertos momentos del movimiento. En las siguientes figuras se puede observar algunos de estos ejemplos.

Figura 59. Datos cinemáticos del marcador [10] del movimiento de extensión para el sujeto ON.

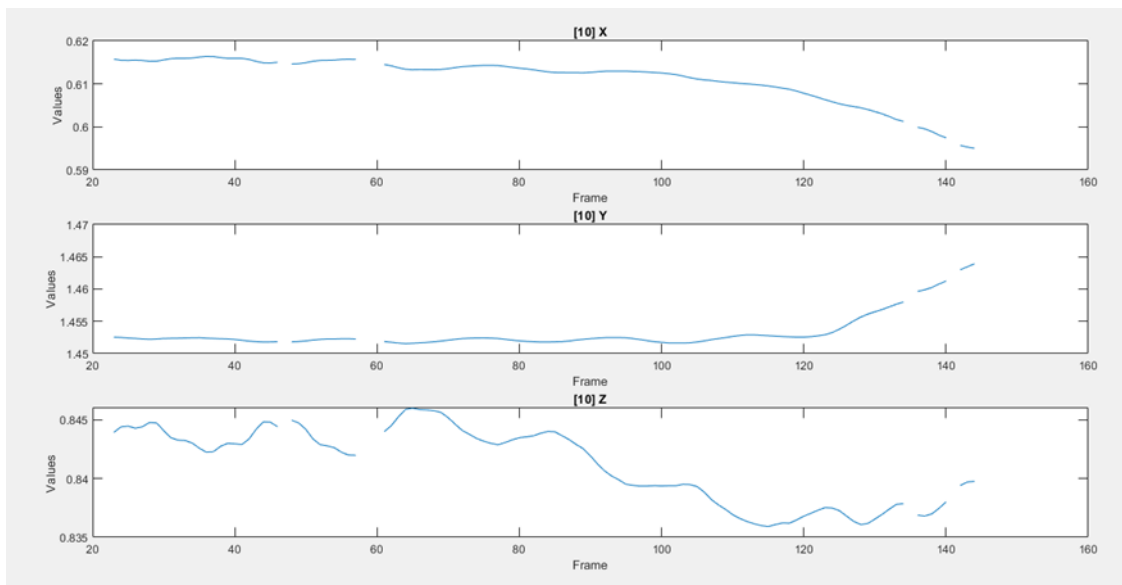
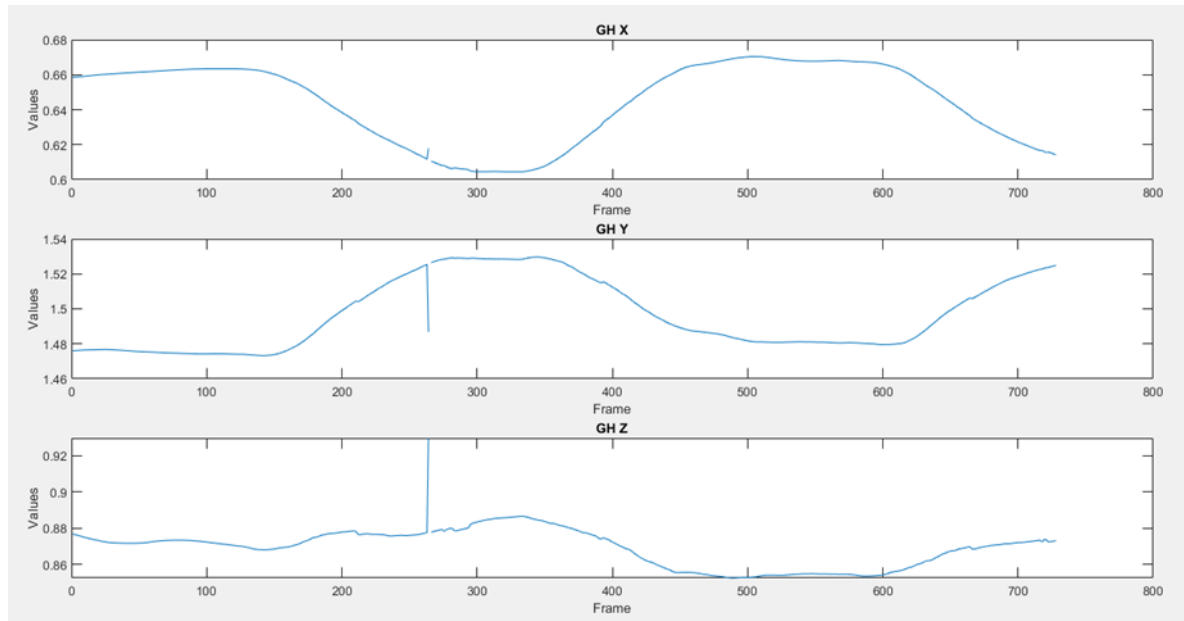


Figura 60. Datos cinemáticos del marcador GH del movimiento de abducción para el sujeto ON.



Analizando la figura 32, se puede observar un claro patrón en la posición del marcador GH, donde cada máximo en la curva corresponde a cada repetición donde el movimiento de abducción estaba en su rango máximo (90°). Ahora, observando la figura 59, a pesar de que es el mismo marcador y movimiento el patrón no es tan evidente como lo es en la figura 32.

A pesar de que estos marcadores fantasmas tuvieron lugar, se pudo obtener los datos necesarios para escalarlos a un modelo tridimensional y encontrar las cargas actuantes basados en dicho modelo, los resultados de las cargas se analizarán con mayor profundidad más adelante.

A manera de resumen, se presenta la siguiente tabla para mostrar los parámetros usados en el modelo de red neuronal.

Tabla 5. Resumen de los parámetros usados en el modelo de red neuronal.

Modelo	Entrada	Capas ocultas	Neuronas por capa	Tasa de precisión
RNA tipo feed forward	MatFile	1	Entrada: Tamaño del dato de entrada Oculta: 50 Salida 6(una por cada etiqueta).	91.29%

Se ha conseguido un porcentaje de precisión satisfactorio para los 6 movimientos estudiados, en base a la figura 38 se puede observar que en total el modelo de red neuronal predijo exitosamente 849 movimientos de los 930 ejemplos que en total tenía el conjunto de testeo predispuesto.

Teniendo en cuenta que, según la figura 35, se evitó overfitting y que este porcentaje de precisión es considerablemente alto, se puede afirmar que se encontró una solución positiva al problema de distinción de movimientos del miembro superior, en la práctica existen muchos otros tipos de movimientos que corresponden al complejo de la articulación glenohumeral, pero 6 tipos de movimientos reconocibles son una base para aportar una movilidad básica.

Estos resultados son similares a los obtenidos en las investigaciones previamente mencionadas en el inicio del capítulo 7.

Con la figura 57, se observa que las cargas actuantes en la articulación glenohumeral en los movimientos de abducción-aducción no sobrepasan el 30% o 40% del porcentaje de masa de cada individuo, a excepción del sujeto VA, que la carga llega casi al 80% de su porcentaje de peso, es de esperar este resultado ya que este sujeto es el de menor peso.

También se puede ver que en la mayoría de las gráficas, la componente con mayor valor de la fuerza resultante en estos movimientos es la componente en Y, ya que estos dos movimientos se generan en dirección ascendente sobre el plano sagital y frontal para la flexión- extensión y abducción-aducción, respectivamente.

Comparado con la base de datos proporcionada por Orthoload, se observa que el comportamiento de las cargas con respecto al tiempo de prueba es muy similar, exceptuando algunas curvas del movimiento de flexión-extensión ya que, a raíz de los marcadores fantasma, hubo varios datos cinemáticos no obtenidos a lo largo de la prueba, esto dio lugar a varios saltos o discontinuidades al momento de escalar al modelo tridimensional lo que resultó en unas curvas discontinuas.

A continuación, se presenta una tabla donde se puede observar el valor máximo de la carga en los movimientos de abducción-aducción y flexión-extensión para todos los individuos.

Tabla 6. Cargas máximas en la articulación glenohumeral para cada individuo.

	Valor máximo de carga (N)					
	VA	VL	MH	BJ	AJ	ON
Abd-Adu	463.649	272.137	178.963	283.09	226.503	230.344
Flex-Ext	418.046	211.567	274.742	253.734	637.854	215.678

Se observa que en la mayoría de los sujetos se presentó una mayor carga en el movimiento de abducción-aducción que en el de flexión-extensión, sin embargo, en la mayoría la diferencia entre los dos movimientos no es significativa, esto es de esperarse ya que en esencia, los movimientos son muy parecidos y tienen un rango máximo igual (90°). Esto también ocurre con los datos obtenidos de Orthoload, en los cuales se puede apreciar una tendencia similar con las obtenidas en el proceso experimental realizado en esta investigación.

10. CONCLUSIONES

- El trabajo presentado obtuvo un banco de datos de señales electromiográficas y datos cinemáticos para los movimientos de flexión-extensión, abducción-aducción y rotación externa e interna de la articulación glenohumeral. El banco se obtuvo siguiendo las consideraciones éticas que el trabajo con seres humanos conlleva, la información recopilada, hablando de las señales EMG y datos cinemáticos, estará a disposición de futuras investigaciones en el área, para que esta base pueda ser enriquecida y usada.
- Se logró diseñar un modelo RNA tipo feedforward de red neuronal que predijo y clasificó con un 91.26% de precisión 6 movimientos distintos de la articulación glenohumeral, evitando el overfitting para así poder usar dicho modelo en otras investigaciones con señales EMG, de hecho, poder usar el modelo con señales EMG totalmente distintas a las recopiladas en esta investigación, sería de gran avance para poder probar el diseño de la red con estas señales desconocidas.
- Para lograr una buena precisión en un modelo de red neuronal evitando el overfitting es necesario realizar alguna de las siguientes prácticas: comparar la precisión en el entrenamiento y validación, agregar capas de Dropout o aplicar regularización a las capas Dense existentes, mezclar los datos de entrenamiento en cada época.
- Las cargas en la articulación glenohumeral en los movimientos de abducción-aducción y flexión-extensión no deberían sobrepasar el 80% del porcentaje del peso del paciente, ya que esta es la referencia que se obtuvo al tomar los datos de pacientes sanos y con ningún tipo de afección muscular.

11. RECOMENDACIONES

- Tomar como referencia el protocolo propuesto por el IMB para la ubicación y nombramiento de los marcadores de posición.
- Una posible mejora de resultados para el modelo de red neuronal se podría dar en cambiar las funciones de activación de cada capa, también en el aumento o disminución de neuronas y capas ocultas, ciertamente este es un proceso iterativo y de experimentación.
- Crear un modelo 3D con más de 3 grados de libertad para que este tenga una mayor precisión al momento de medir las cargas en la articulación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Cael, C. (2010). *Functional anatomy: Musculoskeletal anatomy, kinesiology, and palpation for manual therapists*. Philadelphia, PA: Wolters Kluwer Health/Lippincott, Williams & Wilkins
- Holzbaur, K.R.S., Murray, W.M. & Delp, S.L. A Model of the Upper Extremity for Simulating Musculoskeletal Surgery and Analyzing Neuromuscular Control. *Ann Biomed Eng* 33, 829–840 (2005). <https://doi.org/10.1007/s10439-005-3320-7>
- Zhuojun, X., Yantao, T., & Yang, L. (2015). sEMG pattern recognition of muscle force of upper arm for intelligent bionic limb control. *Journal of Bionic Engineering*, 12(2), 316- 323.
- Mills, K. R. (2005). The basics of electromyography. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 76(suppl 2), ii32-ii35.
- Gila, L., Malanda, A., Rodríguez Carreño, I., Rodríguez Falces, J., & Navallas, J. (2009). Métodos de procesamiento y análisis de señales electromiográficas. In *Anales del Sistema Sanitario de Navarra* (Vol. 32, pp. 27-43).
- Capogrossi, E., & Dalmasso, D. L. Modelado y optimización con algoritmos genéticos de la fuerza muscular a partir de EMG de superficie para la estimación del par articular durante la flexoextensión del codo (Bachelor's thesis, Universidad Nacional de Córdoba. Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales.).
- Rodríguez, C. S., Mejía, R. V., Velosa, E. D., & Cardozo, A. C. (2010). Estimación de velocidad del movimiento de mano usando redes neuronales artificiales y mediciones electromiográficas. *Revista Ingeniería Biomédica*, 4(8), 41-56.
- Abdulhamit Subasi, Mustafa Yilmaz, Hasan Riza Ozcalik, Classification of EMG signals using wavelet neural network, *Journal of Neuroscience Methods*, Volume 156, Issues 1–2, 2006.

Ahsan, M.R., Ibrahimy, M.I., Khalifa, O.O. (2011). Neural Network Classifier for Hand Motion Detection from EMG Signal. In: Osman, N.A.A., Abas, W.A.B.W., Wahab, A.K.A., Ting, HN. (eds) 5th Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering 2011. IFMBE Proceedings, vol 35. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-21729-6_135

A. G, R. T. Prabu, P. Nirmala, G. Ramya and G. Ramkumar, "An Artificial Neural Network Classifier for palm Motion categorization based on EMG signal," 2022 International Conference on Innovative Computing, Intelligent Communication and Smart Electrical Systems (ICSES), Chennai, India, 2022, pp. 1-11, doi: 10.1109/ICSES55317.2022.9914097.

Gila, L., Malanda, A., Rodríguez Carreño, I., Rodríguez Falces, J., & Navallas, J.. (2009). Métodos de procesamiento y análisis de señales electromiográficas. *Anales del Sistema Sanitario de Navarra*, 32(Supl. 3), 27-43. Recuperado en 17 de septiembre de 2023, de http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1137-66272009000600003&lng=es&tlng=es.

Durán Acevedo, Crithian Manuel, & Jaimes Mogollón, Aylene Lisset. (2013). Optimización y clasificación de señales EMG a través de métodos de reconocimiento de patrones. *Iteckne*, 10(1), 67-76. Retrieved September 16, 2023, from http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1692-17982013000100009&lng=en&tlng=es.

Moore, K. L., Dalley, A. F., & Agur, A. M. R. (2014). *Clinically Oriented Anatomy* (7th ed.). Philadelphia, PA: Lippincott Williams & Wilkins.

Netter, F. (2019). *Atlas of Human Anatomy* (7th ed.). Philadelphia, PA: Saunders.

Palastanga, N., & Soames, R. (2012). *Anatomy and human movement: structure and function* (6th ed.). Edinburgh: Churchill Livingstone.

Standring, S. (2016). *Gray's Anatomy* (41st ed.). Edinburgh: Elsevier Churchill Livingstone.

Sandoval C., Villamizar R., Delgado E. y Cordero A. “Estimación de velocidad del movimiento de mano usando redes neuronales artificiales y mediciones electromiográficas” Grupo de investigación CEMOS, Universidad Industrial de Santander, 2010.

Ge Wua, Frans C.T. van der Helm, H.E.J. (DirkJan) Veeger, Mohsen Makhsous Peter Van Roy, Carolyn Anglin, Jochem Nagels Andrew R. Karduna, Kevin McQuade, Xuguang Wang, Frederick W. Werner, Bryan Buchholz “ISB recommendation on definitions of joint coordinate systems of various joints for the reporting of human joint motion—Part II: shoulder, elbow, wrist and hand” 2005.

Human, K. D., Gordon, E., Caldwell, G. E., Hamill, J., Kamen, G., & Whittlesey, S. N. (n.d.). Research methods in biomechanics SECOND EDITION. Gaitlab.Ir. Recuperado en Septiembre 1, 2023, http://www.gaitlab.ir/books/gaitlab_ref_26_Research_Methods_in_Biomechanics_2014.pdf

Los músculos. (n.d.). I-natacion.com. Recuperado el 10 de septiembre, 2023 <http://www.i-natacion.com/articulos/fisiologia/musculos.html>

Biomechanics, S. (2013). Biomecánica del hombro y bases fisiológicas de los ejercicios de Codman. Org.Co. <http://www.scielo.org.co/pdf/cesm/v27n2/v27n2a08.pdf>

Anand Kumar Mukhopadhyay, Suman Samui, An experimental study on upper limb position invariant EMG signal classification based on deep neural network, Biomedical Signal Processing and Control, Volume 55, 2020.