

TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE NUEVO LEÓN



CÓMPUTO DE LOS ÁNGULOS DE CADERA Y RODILLA
DURANTE LA BIPEDESTACIÓN DINÁMICA MEDIANTE
SISTEMA DE VISIÓN MONOCULAR Y RED NEURONAL LAGRANGIANA

T E S I S
PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRÍA EN INGENIERÍA

P R E S E N T A
ING. FRANCISCO JAVIER PÉREZ ENCINA
No. DE CONTROL G15480429

DIRECTORA: DRA. DULCE CITLALLI MARTÍNEZ PEÓN
CO-DIRECTOR: DR. VICENTE PARRA VEGA

CD. GUADALUPE, NUEVO LEÓN DICIEMBRE, 2022



Aceptación de documento de Tesis

Guadalupe Nuevo León, **5/diciembre /2022**

DR. MARIO CÉSAR OSORIO ABRAHAM
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS
DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
PRESENTE:

La Comisión de Revisión de Tesis nos es grato comunicarle que, conforme a los lineamientos para la obtención del grado de **Maestría en Ingeniería** de este Instituto, y después de haber sometido a revisión académica el proyecto de Tesis titulado: "CÓMPUTO DE LOS ÁNGULOS DE CADERA Y RODILLA DURANTE LA BIPEDESTACIÓN DINÁMICA MEDIANTE SISTEMA DE VISIÓN MONOCULAR Y RED NEURONAL LAGRANGIANA", realizado por el Ing. FRANCISCO JAVIER PÉREZ ENCINA, No. De Control: **G15480429**, dirigida por la Dra. Dulce Citlalli Martínez Peón codirigida por el M. C. Vicente Parra Vega, y habiendo realizado las correcciones que le fueron indicadas, acordamos **ACEPTAR** el documento final de proyecto de Tesis, así mismo le solicitamos tenga a bien extender el correspondiente oficio de autorización de impresión.

Sin otro particular, agradecemos la atención.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica
"CIENCIA Y TECNOLOGÍA AL SERVICIO DEL HOMBRE"

DIRECTOR DE TESIS

DRA. DULCE CITLALLI MARTÍNEZ PEÓN
DOCTORADO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA Y
FÍSICA BIOMÉDICA
CÉDULA: 10160178

CO-DIRECTOR DE TESIS

M. C. VICENTE PARRA VEGA
MAESTRÍA EN CIENCIAS, SECCIÓN
DE CONTROL AUTOMÁTICO
CÉDULA: 1306311

REVISORES

JOSÉ ISIDRO HERNÁNDEZ VEGA
DOCTORADO EN INGENIERÍA CON ORIENTACIÓN
EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN
CÉDULA: 12058578

M. C. ALEJANDRO ALONZO GARCÍA
MAESTRÍA EN CIENCIAS
EN LA INGENIERÍA MECÁNICA
CÉDULA: 6672631

C.c.p.- Dr. José Isidro Hernández Vega. -Coordinador de la Maestría en Ingeniería
C.c.p.- Expediente





Guadalupe Nuevo León, **8/diciembre/2022**

**ING. FRANCISCO JAVIER PÉREZ ENCINA
CANDIDATO A OBTENER EL GRADO DE
MAESTRÍA EN INGENIERÍA
PRESENTE**

Después de haber atendido las recomendaciones sugeridas por la **Comisión del Consejo de Posgrado de Ingeniería**, en relación a su trabajo de Proyecto de Tesis, cuyo título es: **"CÓMPUTO DE LOS ÁNGULOS DE CADERA Y RODILLA DURANTE LA BIPEDESTACIÓN DINÁMICA MEDIANTE SISTEMA DE VISIÓN MONOCULAR Y RED NEURONAL LAGRANGIANA"**, me permito comunicarle que, conforme a los Lineamientos para la Operación de los Estudios de Posgrado, se le concede la autorización para que proceda con la impresión de su proyecto de Tesis.

Sin otro particular, agradecemos la atención.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
"CIENCIA Y TECNOLOGÍA AL SERVICIO DEL HOMBRE"

**DR. MARIO CÉSAR OSORIO ABRAHAM
JEFE DEL DEPARTAMENTO DE
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN**



C.c.p.- Dr. Isidro Hernández Vega -Coordinador de la Maestría en Ingeniería
C.c.p.- Expediente

MCOA/ross





EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Instituto Tecnológico de Nuevo León
Departamento de División de Estudios de Posgrado e Investigación

AUTORIZACIÓN PARA PRESENTAR EXAMEN DE GRADO DE MAESTRÍA

Guadalupe Nuevo León, **8/diciembre/2022**

**ING. FRANCISCO JAVIER PÉREZ ENCINA
PRESENTE:**

Por medio del presente me es grato comunicarle que **SE AUTORIZA** la presentación del examen de **Maestría en Ingeniería**, toda vez que ha cubiertos los requisitos necesarios.

Aprovecho la ocasión para desearle el mejor de los éxitos en su examen, así como en su vida profesional, y agradecerle la confianza depositada en nuestra institución para la realización de sus estudios de Posgrado.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
"CIENCIA Y TECNOLOGÍA AL SERVICIO DEL HOMBRE"



**DR. MIGUEL ÁNGEL OCHOA VILLEGAS
SUBDIRECTOR ACADÉMICO**



C.c.p.- Dr. José Isidro Hernández Vega. -Coordinador de la Maestría en Ingeniería
C.c.p.- Expediente

MAOV/MCOA/Ross*



Eloy Cavazos No. 2001 Col. Tolteca, C.P. 67170, Guadalupe, Nuevo León Tel. (81) 8157 0500
www.tecnm.mx | nuevoleon.tecnm.mx



Ricardo
2022 Flores
Año de Magón
PRELADOR DE LA REVOLUCIÓN MEXICANA



UANL

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO EN CIENCIAS DE LA SALUD
Unidad de Neuromodulación y Plasticidad Cerebral

Monterrey, N.L. a 20 de Mayo del 2022

Asunto: Carta de Impacto

DR. MARIO CÉSAR OSORIO ABRAHAM
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE NUEVO LEÓN
P R E S E N T E

El(la) que suscribe **Dr. Juan Fernando Góngora Rivera**, Neurólogo del Hospital Universitario y Coordinador de la Unidad de Neuromodulación y Plasticidad Cerebral, Centro de Investigación y Desarrollo en Ciencias de la Salud (CIDICS), ambas de la Universidad Autónoma de Nuevo León **VALIDÓ** que el alumno **Ing. Francisco Javier Pérez Encina** estudiante del semestre 4 del programa de **MAESTRÍA EN INGENIERÍA**, asistió y presentó la temática general que aborda con el proyecto de investigación que realiza en su institución titulado: "Análisis de la marcha humana mediante modelo biomecánico usando sistema monocámara".

Como resultado de esta visita, dejo de manifiesto que la institución que represento considera que dicho proyecto resulta de alto impacto para nosotros y, seguramente, para otras instituciones similares. Dicho proyecto podría representar un vínculo academia-industria a corto plazo, una vez que la investigación incremente su nivel de madurez.

Sin más por el momento, quedo a sus órdenes para cualquier información adicional.

Dr. Juan Fernando Góngora Rivera,
Coordinador de la Unidad de Neuromodulación y Plasticidad Cerebral
Centro de Investigación y Desarrollo en Ciencias de la Salud (CIDICS),
Universidad Autónoma de Nuevo León
Av. Dr. José Eleuterio González, Mitras Centro, 64460 Monterrey, N.L.
81 1340 4370

c.c.p. Ing. Francisco Javier Pérez Encina - estudiante de maestría
Dra. Dulce Citlalli Martínez Peón - directora de tesis
Dr. Vicente Parra Vega - codirector de tesis
Dr. José Isidro Hernández Vega -coordinador de Posgrado de la MI



Campus de Ciencias de la Salud
Dr. Carlos Canseco s/n esquina Dr. J. E. González. Col. Mitras Centro, C.P. 64460
Monterrey, Nuevo León, México
Tels: (81) 1340 4370 • 8329 4000, ext. 1813, 1815

Guadalupe Nuevo León, a 09/12/2022

Asunto: Cesión de derechos

DR. MARIO ALBERTO MARTÍNEZ HERNÁNDEZ
DIRECTOR DEL
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE NUEVO LEÓN
PRESENTE

Hago manifiesta la

CESIÓN DE DERECHOS

De la tesis CÓMPUTO DE LOS ÁNGULOS DE CADERA Y RODILLA DURANTE LA BIPEDESTACIÓN DINÁMICA MEDIANTE SISTEMA DE VISIÓN MONOCULAR Y RED NEURONAL LAGRANGIANA que fue dirigida por la Dra. Dulce Citlalli Martínez Peón.

En cumplimiento a los requisitos de obtención del grado que señala el numeral 2.15.5 de los Lineamientos para la Operación de los Estudios de Posgrado en el Tecnológico Nacional de México.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®



FRANCISCO JAVIER PÉREZ ENCINA
Número de Control G15480429
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO DEL PROGRAMA MAESTRÍA EN INGENIERÍA

ccp. Archivo

NOMBRE DEL TRABAJO

TESIS_FRANK_02_DIC_2022.pdf

AUTOR

Francisco Perez

RECUENTO DE PALABRAS

22107 Words

RECUENTO DE CARACTERES

100015 Characters

RECUENTO DE PÁGINAS

90 Pages

TAMAÑO DEL ARCHIVO

25.3MB

FECHA DE ENTREGA

Dec 12, 2022 7:07 PM CST

FECHA DEL INFORME

Dec 12, 2022 7:09 PM CST**● 13% de similitud general**

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para cada base de datos

- 10% Base de datos de Internet
- Base de datos de Crossref
- 7% Base de datos de trabajos entregados
- 8% Base de datos de publicaciones
- Base de datos de contenido publicado de Crossref

Resumen

En este trabajo se propone integrar una solución para la obtención de las trayectorias angulares para la cadera y rodilla, a partir de un sistema monocular aplicado en la caminata de 10 voluntarios. Esta propuesta implementa una Red Neuronal Lagrangiana para el cómputo de los ángulos con base en el mapeo de un vector de velocidad obtenido por un derivador robusto en comparación con otros dos métodos que emplean datos sintéticos.

Para calcular estas variables se propone un modelo cinemático de 7 grados de libertad, donde q_1 (cadera) y q_4 (rodilla), son las variables de interés. Para la detección del movimiento se usó MediaPipe que detecta 3 grados de libertad, teniendo así un sistema redundante. Por lo tanto, la implementación de este método es para dar una solución a la cinemática inversa en un sistema redundante, con el objetivo de obtener una estimación 3D de estas articulaciones, sin perder la practicidad de un sistema monocular, a bajo costo, portátil y de bajo consumo computacional.

Abstract

This work we propose to integrate a solution for obtaining the angular trajectories for the hip and knee, from a monocular system applied to the walking of 10 volunteers. This proposal implements a Lagrangian Neural Network for the computation of the angles based on the mapping of a velocity vector obtained by a robust derivative, comparing it with two other methods using synthetic data.

To compute these variables, a kinematic model of 7 degrees of freedom is proposed, where q_1 (hip) and q_4 (knee), are the variables of interest. For motion detection, MediaPipe was used, which detects 3 degrees of freedom, thus having a redundant system. Therefore, the implementation of this method is to give a solution to the inverse kinematics in a redundant system, with the objective of obtaining a 3D estimation of these joints, without losing the practicality of a monocular system, at low cost, portable and with low computational consumption.

Agradecimientos

Al Instituto Tecnológico de Nuevo León
por abrigarme y proporcionarme las herramientas necesarias para continuar mi educación.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología
por la beca proporcionada que fue un recurso indispensable para la conclusión de este proyecto

A la Dra. Dulce Citlalli Martínez Péon
por su dedicación, sugerencias y su valiosa guía a lo largo de este proyecto.

A la Dr. Vicente Parra Vega
por su apoyo y sus sabios consejos con base en su vasta experiencia.

A mi Comité Revisor del Posgrado en Ingeniería
por aclárame sus comentarios y retroalimentación que ayudaron a la formación de esta tesis.

A mis padres
por todo el ánimo y apoyo incondicional que me han dado.

A Dios
por brindarme vida y salud que me permitieron llegar hasta este punto.

Índice general

Índice de figuras	VI
Índice de tablas	x
1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	3
1.1.1. Estado del arte	8
1.2. Conceptos generales	17
1.2.1. Redes neuronales artificiales	17
1.2.2. Redes neuronales convolucionales	19
1.2.3. Grados de libertad y estructuras básicas de robots	20
1.3. Limitaciones de los sistemas monoculares para la detección del movimiento	22
1.4. Objetivo general	23
1.4.1. Objetivos específicos	23
1.5. Hipótesis	23
1.6. Motivación	23
1.7. Justificación del problema	24
1.8. Suposiciones y consideraciones	24
1.9. Organización el documento	24
2. Metodología	25
2.1. Materiales y herramientas	26
2.2. Reconstrucción del esqueleto con MediaPipe	26
2.3. Modelo Cinemático	28
2.3.1. Cinemática directa	29
2.4. Cinemática Inversa	33
2.4.1. Red Neuronal Lagrangiana	34
2.4.2. Derivador de Levant	35
2.4.3. Parámetros para la Red Neuronal Lagrangiana	36
3. Diseño de experimentos	38
3.1. Área de trabajo	38
3.2. Protocolo de pruebas	39

3.2.1. Comparación con datos sintéticos	41
4. Resultados	43
4.1. Detección del esqueleto	43
4.1.1. Resultados de la detección de cada esqueleto	43
4.2. Resultados de la cinemática directa	50
4.2.1. Sujeto 1	50
4.2.2. Sujeto 2	51
4.2.3. Sujeto 3	52
4.2.4. Sujeto 4	52
4.2.5. Sujeto 5	53
4.2.6. Sujeto 6	54
4.2.7. Sujeto 7	54
4.2.8. Sujeto 8	55
4.2.9. Sujeto 9	56
4.2.10. Sujeto 10	56
4.3. Estimación de las trayectorias angulares para la cadera y rodilla	57
4.3.1. Estimación para q_1	57
4.3.2. Estimación para q_2	59
4.3.3. Estimación para q_3	61
4.3.4. Estimación para q_4	63
4.3.5. Estimación para q_5	65
4.3.6. Estimación para q_6	67
4.3.7. Estimación para q_7	69
5. Conclusión y discusión	72
5.1. Discusión	72
5.2. Conclusión	73
5.3. Trabajo a futuro	73
6. Anexos	75

Índice de figuras

1.1. Aplicaciones principales de la biomecánica. Obtenido de Knudson (Fundamentals of Biomechanics),[1].	1
1.2. Tipos de discapacidad en México y su porcentaje, censo INEGI 2020. Obtenido de https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/Documentacion	2
1.3. Fases del ciclo de la caminata. Obtenido de Pirker, 2016, [2].	2
1.4. Laboratorio para el análisis de la caminata. Obtenido de Haro, 2014, [3].	3
1.5. Clasificación de los sistemas de captura de movimiento. Obtenido de Bravo, 2016, [4].	4
1.6. Traje Gypsy (Sistema electromecánico para la detección de movimiento). Obtenido de Jianting, 2016, [5].	4
1.7. a) Traje Polhemus para la detección del movimiento electromagnético. b) Traje Xsens para la detección del movimiento empleando acelerómetros y giroscopios. Imagen (a) obtenida de Faria, 2014, [4]. Imagen (b) obtenida de Roetenberg, 2009, [6].	5
1.8. Cámara monocular y estéreo (dos sensores).	6
1.9. Izquierda: Topología del sistema Vicon. Derecha: Montaje del equipo de cámaras en un laboratorio. Obtenido de Voulodimos, 2018, [7].	7
1.10. Reconstrucción del esqueleto del Kinect. Obtenido de Gao, 2015, [8].	7
1.11. Izquierda: Montaje de los marcadores en la pierna del usuario. Derecha: Visualización de ángulos de la pelvis, rodilla y tobillo, acorde a la posición de los sensores. Obtenido de Zhao, 2021, [9].	8
1.12. A).- Distribución de ambos sistemas en un área de pruebas. B).-Fotografía de la escena de pruebas con un usuario portando un traje con marcadores. Obtenido de Pfister, 2014, [10].	9
1.13. Desplazamiento angular de la cadera A, y de la rodilla B. Las líneas continuas pertenecen a las lecturas del Kinect, mientras que las punteadas son del sistema Vicon. Los círculos pequeños marcan la flexión máxima que se registró. Obtenido de Pfister, 2014, [10].	10
1.14. (a) Metodología empleando un sistema de multicámaras y traje con marcadores para el análisis de la caminata. (b) Metodología más simplificada empleando un sistema de visión monocular, empleando redes neuronales que sustituyen gran parte del proceso (a). Obtenido de Kidzinski, 2020, [11].	11

1.15. Comparación del nivel de correlación de los tres métodos, para las cuatro métricas de la caminata. Obtenido de Kidzinski, 2020, [11]. . .	12
1.16. Topología de los 33 puntos de detección de MediaPipe. Obtenido de Bazarevsky, 2020, [12].	12
1.17. Configuración mecánica del robot PA-10 (Robot redundante). Obtenido de Wang, 1999, [13].	13
1.18. Diagrama del algoritmo para la estimación 3D a partir del 2D. Obtenido de Azhand, 2021, [14].	14
1.19. Alfombra con sensores de presión GAITRite. Obtenido de Azhand, 2021, [14].	14
1.20. Vista frontal y lateral del cuadro del vídeo, y reconstrucción de la malla corporal estimada para un participante femenino y masculino. Obtenido de Ghorbani, 2021, [15].	15
1.21. Boceto de la vista superior del área de trabajo y la colocación de los sistemas ópticos para la detección del movimiento. Obtenido de Ghorbani, 2021, [15].	16
1.22. Colocación de los sensores inerciales para la detección de movimiento (MoVi). Obtenido de Ghorbani, 2021, [15].	16
1.23. Neurona biológica. Obtenido de Nunes (Artificial Neural Networks), [16].	17
1.24. Neurona artificial. Obtenido de Nunes (Artificial Neural Networks), [16].	18
1.25. Ramas de la inteligencia artificial. Obtenido de Pramila, 2017, [17]. . .	19
1.26. Estructura general de una red Neuronal Convolutacional.	19
1.27. Representaciones simbólicas de las articulaciones. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].	20
1.28. Estructura de un robot cilíndrico con 3 GDL. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].	21
1.29. Estructura de un robot cartesiano con 3 GDL. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].	21
1.30. Estructura de un robot angular. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].	22
1.31. Estructura de un robot esférico (izquierda) y SCARA (derecha). Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].	22
2.1. Proceso de obtención de los ángulos de la cadera y rodilla, mediante un sistema monocular.	25
2.2. Materiales y herramientas empleadas para el procesado de los datos y el control de la luz exterior.	26
2.3. Estructura de la Red Neuronal de MediaPipe. Obtenido de Bazarevsky, 2020, [12].	27
2.4. Representación del punto ideal, para calcular las proporciones de la anatomía humana (<i>Vitruvian man</i>). Obtenido de Bazarevsky, 2020, [12].	28
2.5. Modelo de reconstrucción del esqueleto para la pierna derecha por MediaPipe.	28

2.6. Modelo cinemático previo de la pierna derecha desde la cadera a tobillo (punto rojo), en tres posturas representadas con 7 GDL: a) Sin flexión a 0°. b) A una flexión de 120°. c) A una flexión de 90°.	29
2.7. Parámetros de Denavit-Hartenberg. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].	30
2.8. Asignación de los marcos de referencia desde el primer hasta el último eslabón (efector final). Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].	30
2.9. Modelo cinemático para la pierna derecha.	32
2.10. Modelo con los vectores de posición y rotación de MediaPipe.	34
2.11. Modelo cinemático para la pierna derecha.	36
3.1. Área de trabajo y distribución del equipo.	38
3.2. Trayectoria de la cadera (a) y (b) y la rodilla (c) y (d), que se tomaron para el análisis en los vídeos de cada sujeto.	41
4.1. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 1, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	44
4.2. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 2, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	45
4.3. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 3, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	45
4.4. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 4, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	46
4.5. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 5, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	46
4.6. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 6, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	47
4.7. desfase del tobillo para el sujeto 6 (replica 3).	47
4.8. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 7, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	48
4.9. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 8, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	48
4.10. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 9, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	49
4.11. desfase del tobillo para el sujeto 9. a) Primer replica. b) Segunda replica. c) Quinta replica.	49
4.12. Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 10, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.	50
4.13. Estimación de q_1 mediante MediaPipe/Levant.	58
4.14. Estimación de q_1 mediante D. sintéticos/Levant.	58
4.15. Estimación de q_1 mediante D. sintéticos/C. diferencial.	59
4.16. Estimación de q_2 mediante MediaPipe/Levant.	60
4.17. Estimación de q_2 mediante D. sintéticos/Levant.	60

4.18. Estimación de q_2 mediante D. sintéticos/C. diferencial.	61
4.19. Estimación de q_3 mediante MediaPipe/Levant.	62
4.20. Estimación de q_3 mediante D. sintéticos/Levant.	62
4.21. Estimación de q_3 mediante D. sintéticos/C. diferencial.	63
4.22. Estimación de q_4 mediante MediaPipe/Levant.	64
4.23. Estimación de q_4 mediante D. sintéticos/Levant.	64
4.24. Estimación de q_4 mediante D. sintéticos/C. diferencial.	65
4.25. Estimación de q_5 mediante MediaPipe/Levant.	66
4.26. Estimación de q_5 mediante D. sintéticos/Levant.	66
4.27. Estimación de q_5 mediante D. sintéticos/C. diferencial.	67
4.28. Estimación de q_6 mediante MediaPipe/Levant.	68
4.29. Estimación de q_6 mediante D. sintéticos/Levant.	68
4.30. Estimación de q_6 mediante D. sintéticos/C. diferencial.	69
4.31. Estimación de q_7 mediante MediaPipe/Levant.	70
4.32. Estimación de q_7 mediante D. sintéticos/Levant.	70
4.33. Estimación de q_7 mediante D. sintéticos/C. diferencial.	71

Índice de tablas

1.1. a) Comparación de la detección del movimiento de Kinect y OpenPose con ropa local. b) Comparación de la detección del movimiento de Kinect y OpenPose con ropa casual. Obtenido de Viswakumar, 2019, [19].	13
2.1. Metacódigo del proceso de obtención de los ángulos θ de cadera y rodilla a partir de coordenadas cartesianas r resolviendo la RNL, cuya entrada es la derivada \dot{r}	37
3.1. Tabla de datos para los sujetos del 1 al 5.	40
3.2. Tabla de datos para los sujetos del 6 al 10.	40
4.1. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 1.	50
4.2. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 2.	51
4.3. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 3.	52
4.4. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 4.	53
4.5. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 5.	53
4.6. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 6.	54
4.7. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 7.	55
4.8. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 8.	55
4.9. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 9.	56
4.10. Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 10.	57

Capítulo 1

Introducción

La biomecánica estudia el movimiento de los seres vivos mediante la ciencia de la mecánica, analizando los movimientos y como las fuerzas causan dichos movimientos, [1]. Debido a los recientes estudios de la biomecánica, en conjunto con los avances tecnológicos, hay una gran diversidad de métodos para el análisis del movimiento. Por ejemplo, en la actualidad los deportistas mejoran su rendimiento con observar los resultados de sus rutinas, también en el sector clínico la rehabilitación o tratamiento de fracturas en pacientes se ha beneficiado de estos avances (Figura 1.1), [1, 20].



Figura 1.1: Aplicaciones principales de la biomecánica. Obtenido de Knudson (Fundamentals of Biomechanics),[1].

De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), el 15 % de la población sufre de alguna discapacidad [21]. En particular, México cuenta con 16.5 % de la población con discapacidad motora, de la cual el 47.6 % es en miembros inferiores (problemas al caminar, subir o bajar), siendo el tipo de discapacidad con mayor porcentaje en el país (Figura 1.2), [22]. Existen diversas causas que conllevan a dicha condición, entre las que se encuentran la obesidad, la diabetes, el Parkinson y las enfermedades vasculares cerebrales (EVC), [23, 24, 25].

El término **caminar** se define como una serie de movimientos corporales que se repiten una y otra vez en ciclos, considerando que cada individuo presenta formas

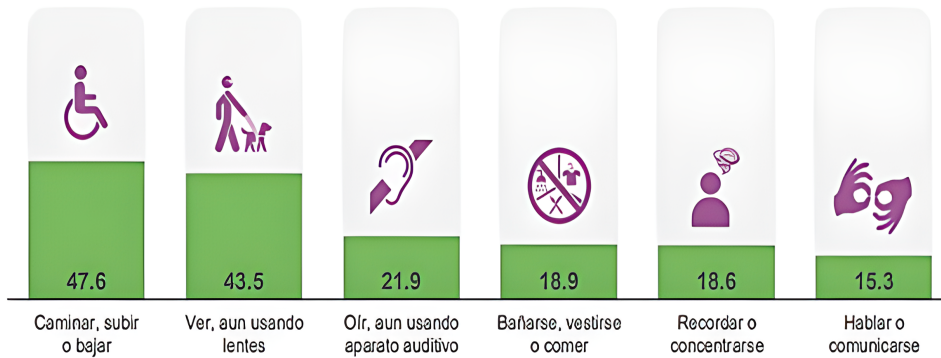


Figura 1.2: Tipos de discapacidad en México y su porcentaje, censo INEGI 2020. Obtenido de <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/Documentacion>

diferentes de caminar (Figura 1.3), [2]. Sin embargo, todo movimiento que se realiza con los miembros inferiores, ya sea que se desplacen y al mismo tiempo se mantenga el equilibrio, se le conoce como **bipedestación dinámica**, [26]. La mayoría de los antecedentes que han abordado los estudios en la bipedestación dinámica generalmente emplean plataformas compuestas por sensores de fuerza, en las que los sujetos caminan o se desplazan en ellas, para la cuantificación de la información objetiva sobre el equilibrio y balanceo del cuerpo en una variedad de métricas. Sin embargo, se puede obtener estos datos desde cualquier sensor cinético o cinemático como las cámaras, [27]. Por lo tanto, cuando el paciente acude al médico se realiza un diagnóstico fundamentado en su caminata, esto es debido a para obtener mediciones objetivas, basadas en un diagnóstico dado por un sistema de captura de movimiento. Las métricas más usadas a nivel clínico son los parámetros como los ángulos de las articulaciones al flexionar, la velocidad de la caminata, cadencia, longitud del paso o el tiempo del paso, [28, 29].

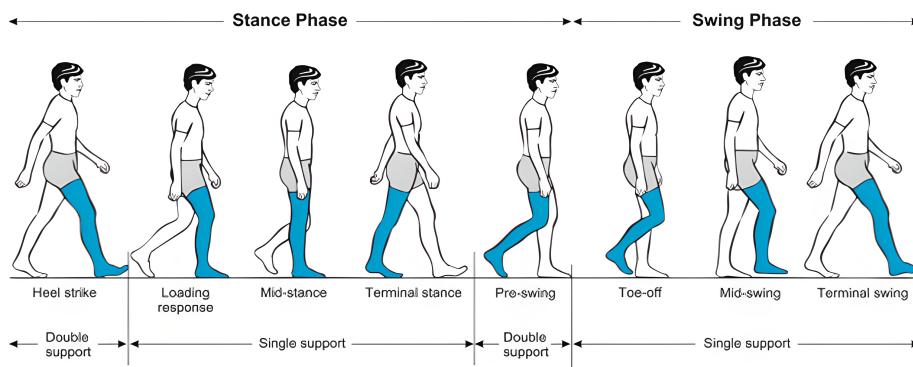


Figura 1.3: Fases del ciclo de la caminata. Obtenido de Pirker, 2016, [2].

1.1. Antecedentes

El estudio del movimiento humano ha sido interés desde la época de Aristóteles, Leonardo da Vinci, Hipócrates, entre otros [30]. Pioneros como Eadweard Muybridge, fotógrafo e investigador inglés, han sentado las bases para las primeras técnicas de análisis del movimiento y fotografía, [31]. En 1872, en California, Estados Unidos, Muybridge se ofreció a fotografiar a uno de los caballos en un hipódromo para responder a un debate referente al hecho de que en un instante del tiempo un caballo no tocaba el suelo al galopar. Empleando un método basado en la captura de múltiples imágenes (fotografía seriada), concluyó que realmente el caballo sí hacía contacto en el suelo, además de observar la adaptabilidad del caballo para ganar velocidad sobre el terreno, ya que al reproducir imagen tras imagen se podía recrear un pequeño vídeo en cámara lenta de cada movimiento del caballo, [31].

A inicios del siglo XX, los estudios del movimiento humano se fueron perfeccionando con la introducción de sistemas computacionales, [3]. En 1960, en el Hospital Shriners en San Francisco en Norteamérica, se creó el primer laboratorio para el análisis del movimiento humano. Este es un espacio grande y libre de obstáculos (ver Figura 1.4), con el objetivo de estudiar las alteraciones biomecánicas de niños con parálisis cerebral, [3].



Figura 1.4: Laboratorio para el análisis de la caminata. Obtenido de Haro, 2014, [3].

En décadas posteriores surgieron diferentes métodos para la captura de movimiento como los métodos electromecánicos, métodos inerciales, métodos electromagnéticos y los métodos ópticos, [4].

Los sistemas de captura de movimiento electromagnéticos emplean trajes con sensores mecánicos ajustables al cuerpo humano (Figura 1.6). Estos sensores recogen la señal que varían de acuerdo al movimiento de la persona, con base en sus giros o rotaciones en sus extremidades, similar al mecanismo que varía el volumen de un reproductor de música, [4, 5].

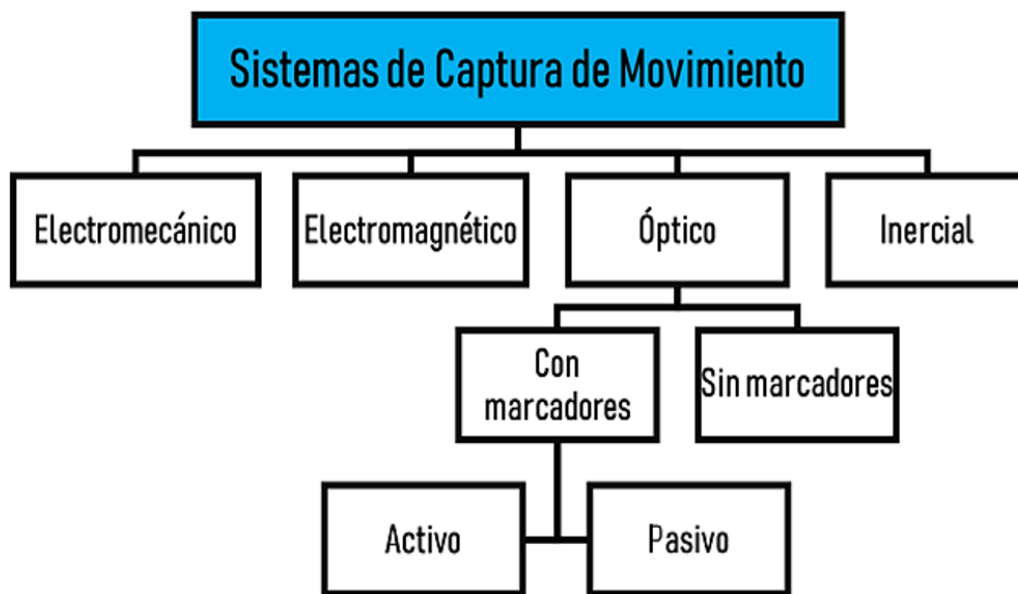


Figura 1.5: Clasificación de los sistemas de captura de movimiento. Obtenido de Bravo, 2016, [4].



Figura 1.6: Traje Gypsy (Sistema electromecánico para la detección de movimiento). Obtenido de Jianting, 2016, [5].

La principal desventaja de estos métodos es que limitan el movimiento de la persona que los porta debido a su estructura rígida, es decir, no toma en cuenta rotaciones más complejas que se producen en las articulaciones humanas, [4].

Los métodos electromagnéticos son muy similares a los electromagnéticos con la diferencia de que estos disponen de una colección de sensores electromagnéticos que miden el flujo magnético, con estos sensores determinan la posición y orientación de las articulaciones, cuando el usuario está en movimiento (Figura 1.7). Un transmisor genera un campo electromagnético de baja frecuencia que los receptores detectan y transmiten a una computadora o a una central de control. Al igual que los trajes mecánicos estos cubren al cuerpo con estos pequeños transmisores que reemplazan los sensores mecánicos, permitiendo un poco más libertad de movimiento para el usuario, pero sin dejar de ser muy robustos, [4, 32]. Por otra parte, los sistemas de captura de movimiento inerciales colocan sensores especializados en obtener aceleraciones y ángulos de giro como los que se usan en un *drone*. Estos sensores están integrados en una placa similar a un marcador (Figura 1.7), colocados sobre cada articulación del cuerpo por medio de un traje. Una ventaja es que se obtienen datos muy precisos de aceleración y orientación del usuario, a diferencia de los anteriores métodos. Sin embargo, no es posible medir traslaciones globales, además de que estos sensores son muy sensibles a cambios en los campos magnéticos por lo que generan ruido, [4, 6].

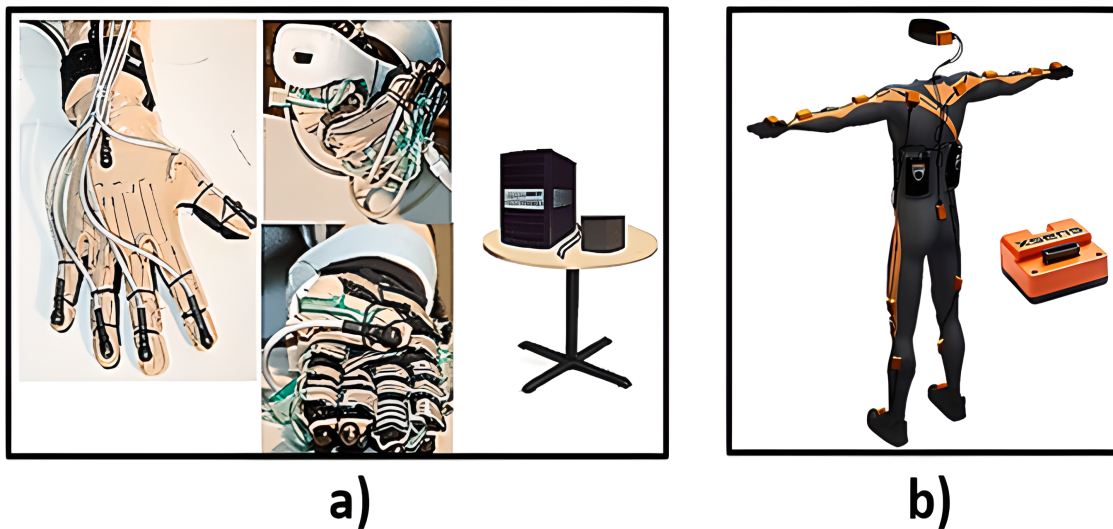


Figura 1.7: a) Traje Polhemus para la detección del movimiento electromagnético. b) Traje Xsens para la detección del movimiento empleando acelerómetros y giroscopios. Imagen (a) obtenida de Faria, 2014, [4]. Imagen (b) obtenida de Roetenberg, 2009, [6].

Finalmente, los métodos ópticos utilizan los datos recogidos por sensores cinemáticos para inferir la posición de un elemento en el espacio empleando una o más cámaras sincronizadas para proporcionar proyecciones simultáneas, es decir, se realiza la detección de un objeto en un espacio bidimensional (monocular), o en un espacio tridi-

mensional (estéreo). En determinados casos se emplean marcadores que están unidos al traje del usuario, aunque hay sistemas que identifican datos con solo mapear o rastrear la superficie del sujeto permitiendo a este moverse más naturalmente, [4]. Otra de sus ventajas es que se pueden tomar los vídeos en línea o fuera de línea, por lo que la información es más fácil de almacenar y transportar, además de distribuir esta información en caso de hacer múltiples pruebas con distintas técnicas de visión artificial para comparar o analizar resultados, [4].

Los sistemas ópticos están conformados por sistemas con uno o más sensores en un dispositivo (Figura 1.8), lo que los convierte en una excelente herramienta en laboratorios de biomecánica debido a estas prestaciones y que en algunos casos son más asequibles a diferencia de conseguir trajes con instrumentación más robusta o compleja, [33].



Figura 1.8: Cámara monocular y estéreo (dos sensores).

Los sistemas ópticos se clasifican como sistemas ópticos sin marcadores y con marcadores, que a su vez se dividen en activos y pasivos. La diferencia es que en los pasivos los marcadores son generalmente de un material reflectante a la luz, y el activo genera la luz directamente como los marcadores con diodos emisores de luz (LED), [4].

Entre los sistemas que emplean marcadores activos se encuentra *Vicon*, [34, 7]. Este sistema utiliza múltiples cámaras infrarrojas, trajes con marcadores reflectantes y un software de análisis de movimiento, así como computadoras y routers avanzados (Figura 1.9). *Vicon* es un sistema con un altísimo costo, que lo hace inviable para propósitos prácticos, de manera que no se usa cotidianamente en ninguna clínica especializada en México, sino solo para propósitos de investigación en algunas universidades, [10].

Otra opción son las cámaras estéreo de muy bajo costo como el Kinect de Microsoft. Desde su lanzamiento en 2010, este dispositivo se volvió muy popular debido a la particular dinámica en la que se podía jugar un videojuego sin la necesidad de usar controles físicos. Este dispositivo tiene una cámara que estima la geometría 3D de la escena adquirida a una velocidad de 30 cuadros por segundo. El Kinect cuenta con un sensor de profundidad de resolución de 640 x 480 píxeles, una cámara VGA



Figura 1.9: Izquierda: Topología del sistema Vicon. Derecha: Montaje del equipo de cámaras en un laboratorio. Obtenido de Voulodimos, 2018, [7].

de la misma resolución y un arreglo de micrófonos para reconocimiento de voz. Fue lanzado como un periférico para los videojuegos de interacción corporal de la consola Xbox 360, aunque se ha adaptado fácilmente para otros campos como la robótica, la detección del esqueleto humano, estimación de objetos en 3D (Figura 1.10), terapia asistencial, entre otros, [4, 8]. Sin embargo, actualmente la primera versión está obsoleta y el Kinect v2 ha mostrado registrar parámetros en pruebas de caminata con menor exactitud y repetibilidad que Vicon, [35].

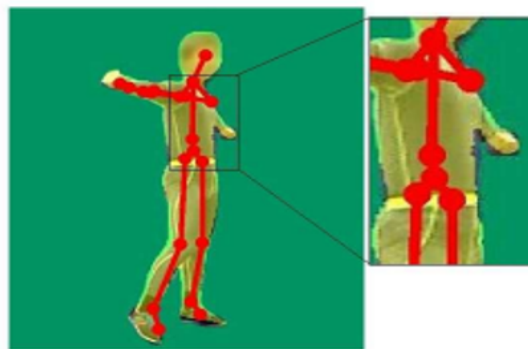


Figura 1.10: Reconstrucción del esqueleto del Kinect. Obtenido de Gao, 2015, [8].

Para resolver los problemas de Kinect v2 Microsoft lanzó la cámara Azure Kinect, la cual cuenta con más exactitud debido a un sensor de mayor resolución y un programa de detección del cuerpo humano con un algoritmo más robusto, [28]. Por otro lado, la Orbbec cuenta con dispositivos para la detección y construcción 3D del cuerpo humano, tiene su propia licencia para la detección del cuerpo. El modelo Astra Pro es más económico que el Azure Kinect, sin embargo, ha reportado errores en la adquisición de datos cuando se coloca más de un dispositivo o si el usuario se aleja a más de un metro, [36].

1.1.1. Estado del arte

Con base en la clasificación de los sistemas de movimiento (Figura 1.5), se han desarrollado diversas aplicaciones que tratan de optimizar y mejorar la forma de adquisición de los datos, por ejemplo, Dezhen Xiong y colaboradores emplearon técnicas de aprendizaje profundo (*Deep Learning*) para la obtención de los ángulos de las articulaciones de las piernas. Estos son algoritmos que realizan una tarea a través de una red neuronal jerárquica, que dependiendo de su base de datos, puede estimar o clasificar la información. Además, desarrollaron una interfaz con sensores inerciales conectados en puntos clave de la pierna (pelvis, rodilla y tobillo) como se muestra en la Figura 1.11, [9].

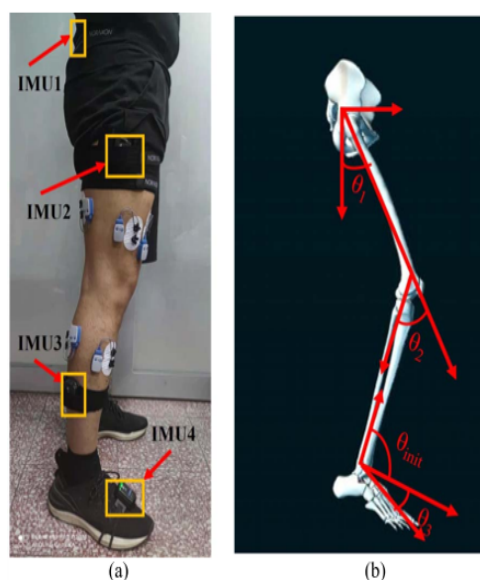


Figura 1.11: Izquierda: Montaje de los marcadores en la pierna del usuario. Derecha: Visualización de ángulos de la pelvis, rodilla y tobillo, acorde a la posición de los sensores. Obtenido de Zhao, 2021, [9].

Esta interfaz adquiere datos desde los marcadores (ocho electrodos entre ambas piernas) conectadas a un electromiógrafo (EMG). Estos equipos se usan para activar o registrar señales de los nervios y músculos con el propósito de evaluar las funciones nerviosas y musculares, que en conjunto con el algoritmo de aprendizaje profundo, pueden computar los ángulos de flexión de las articulaciones antes mencionadas, [9].

Alexandra Pfister y sus colaboradores, compararon el sistema óptico de Vicon con el Kinect dentro de un área donde ambos sistemas estaban instalados (ver Figura 1.12). En esta área realizaron una serie de pruebas que incluían el desplazamiento del cuerpo, medición de velocidad y la fidelidad de los sensores para captar el movimiento, se obtuvieron desplazamientos angulares más notorios en el Kinect, que con el sistema de Vicon como se observa en la Figura 1.13, [10].

Estos registros muestran las limitaciones del Kinect, que para ser una herramienta que en su momento se usó como una alternativa más práctica y económica para el

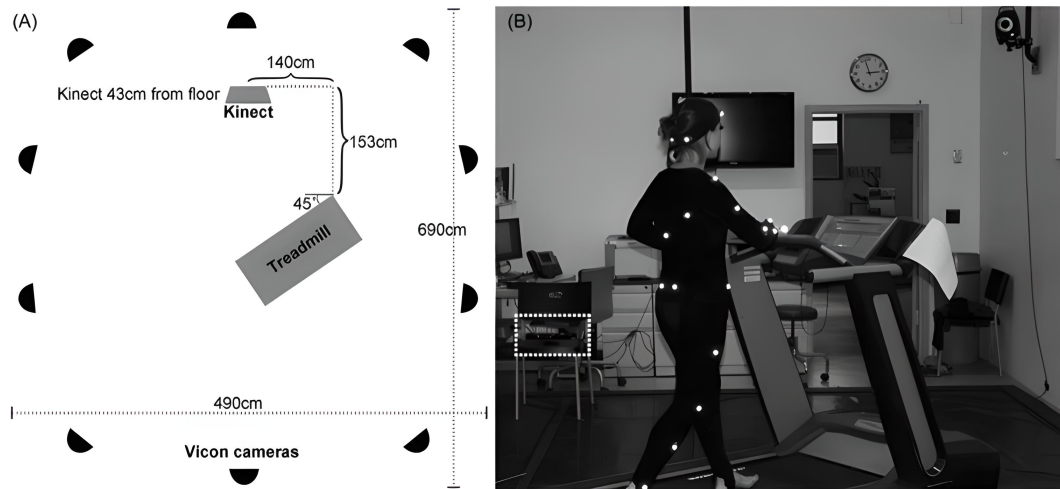


Figura 1.12: A).- Distribución de ambos sistemas en un área de pruebas. B).-Fotografía de la escena de pruebas con un usuario portando un traje con marcadores. Obtenido de Pfister, 2014, [10].

análisis del movimiento, presento mayor dificultad para la detección en miembros inferiores. Por lo que, los métodos con cámaras monoculares se convirtieron en otra alternativa debido a los avances en inteligencia artificial, [19].

Brian Yang y colaboradores, demostraron que mediante algoritmos de redes neuronales se pueden obtener parámetros relacionados a la detección de las articulaciones del cuerpo, acortando el proceso en comparación con un sistema multicamaras, con solo grabar un vídeo desde un celular (Figura 1.14), [11].

Con base en esta propuesta, emplearon una librería llamada *OpenPose*, la cual es uno de los algoritmos de investigación que liberan compañías y computólogos, en la que se hace una detección del movimiento utilizando un dispositivo móvil para procesar los datos mediante técnicas de inteligencia artificial como las redes neuronales de convolución (RNC) [37]. OpenPose esta entrenado con una base de datos que se encuentra en la web, formada por más de 250K imágenes de personas de cuerpo completo haciendo diferentes actividades físicas, para la detección de 25 articulaciones del cuerpo humano en un vídeo, [38]. Compararon este método con Random Forest y Rigde Regression, los cuales también son algoritmos que se usan para la clasificación de métricas como la velocidad del paso, la cadencia, el índice de desviación y la flexión de la rodilla, obteniendo como resultado, las RNC con mejor correlación ante los demás métodos (ver Figura 1.15). Las barras representan los errores estándar derivados mediante remuestreo, siendo el RNC el que obtuvo mejores resultados en las cuatro métricas, [11].

Con el paso del tiempo, OpenPose no solo mostró mejor rendimiento para la detección de articulaciones a diferencia de otros métodos de clasificación, también se comparó con otros sistemas ópticos como Kinect, por lo que investigadores como

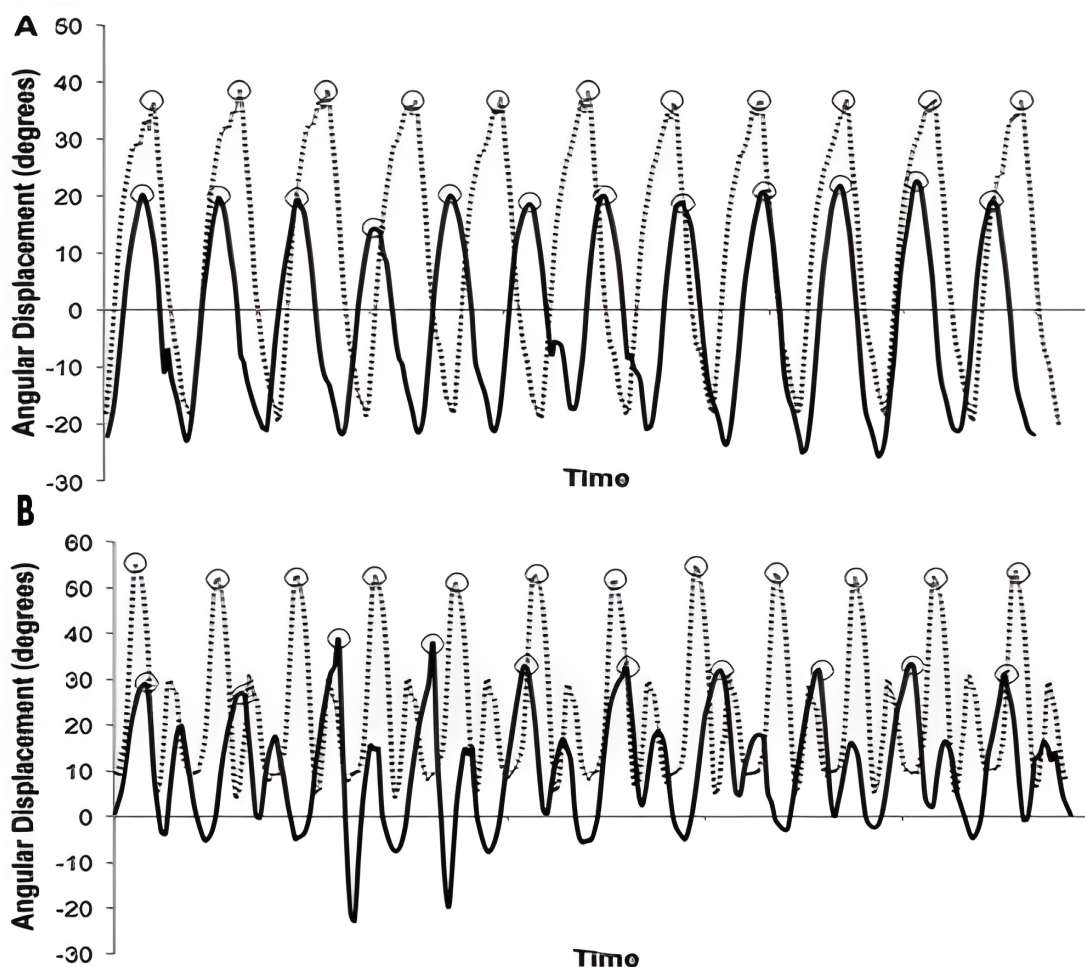


Figura 1.13: Desplazamiento angular de la cadera A, y de la rodilla B. Las líneas continuas pertenecen a las lecturas del Kinect, mientras que las punteadas son del sistema Vicon. Los círculos pequeños marcan la flexión máxima que se registró. Obtenido de Pfister, 2014, [10].

Viswakumar mostraron un método para la obtención de los ángulos de flexión de la rodilla, considerando ángulos geométricos para calcularlos y compáralos con la detección de un Kinect. Concluyeron que la iluminación es un factor que afecta en las mediciones, debido a que las cámaras de baja resolución en espacios más oscuros pueden presentar ruido y tomar lecturas inestables, por lo que hicieron las pruebas en un espacio de luz controlada (200 a 300 lux), [19]. Como resultado, OpenPose obtuvo una desviación estándar de 8.22 analizando a personas con la ropa local del lugar (Dhoti), mientras que el Kinect no la pudo detectar (ver la Tabla 1.1).

Los registros de datos de OpenPose en estas pruebas demuestran que tiene mejor rendimiento en diversos escenarios, sin embargo, computacionalmente no está optimizado, [37]. Para solucionar este problema Valentin Bazarevsky y sus colaboradores, presentaron un algoritmo para la detección del movimiento humano llamado Media-

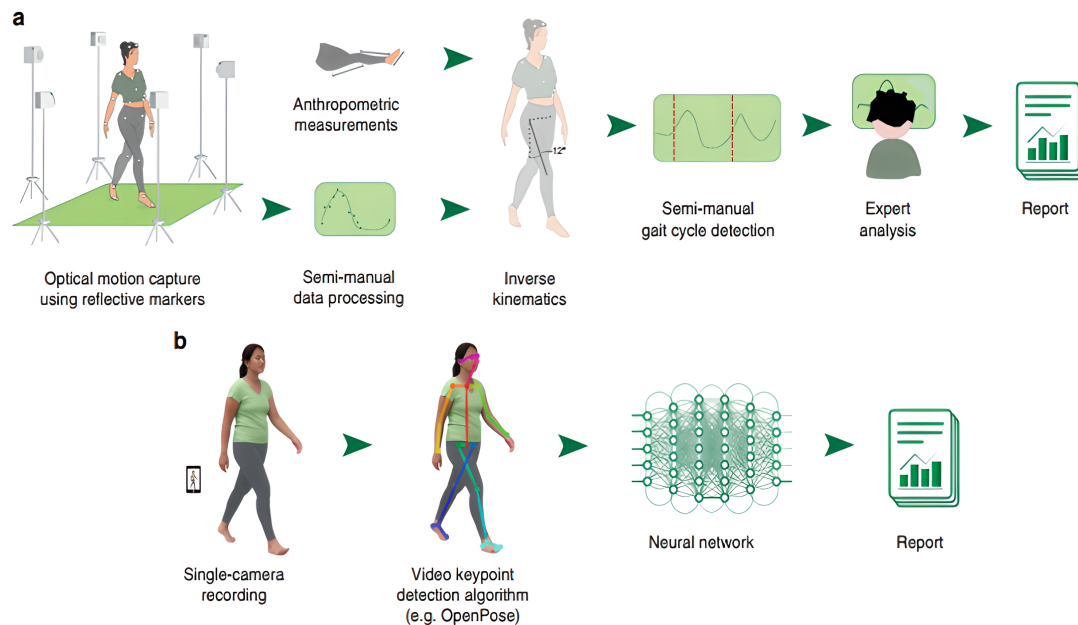


Figura 1.14: (a) Metodología empleando un sistema de multicámaras y traje con marcadores para el análisis de la caminata. (b) Metodología más simplificada empleando un sistema de visión monocular, empleando redes neuronales que sustituyen gran parte del proceso (a). Obtenido de Kidzinski, 2020, [11].

Pipe, con la misma base de datos que se empleó en OpenPose, [38]. La diferencia es que es un algoritmo optimizado para celulares, registrada y lanzada posteriormente por Google como código libre, [12]. MediaPipe, a diferencia de OpenPose que detecta solo 25 puntos del cuerpo, puede detectar 33, (Figura 1.16).

Tanto OpenPose como MediaPipe, reconstruyen el esqueleto y proporcionar la posición cartesiana de las articulaciones detectadas. Está basado en RNC que fueron entrenadas con la misma base de datos de OpenPose, [38]. Una de las desventajas de estas librerías es que a pesar de que estiman las coordenadas en 3D, aún están en fase de mejora, por lo que no garantiza que la estimación para ciertos movimientos sea certera o válida, a diferencia de las cámaras estéreo o multicámaras que hacen una estimación en el plano tridimensional, [12].

Para solucionar este problema, se puede plantear el modelo 2D de MediaPipe u OpenPose, para complementar esos datos de un movimiento complejo. En estos casos puede aplicarse otro modelo que si tenga todas las articulaciones restantes que puedan complementar la información de 2D a 3D, sin embargo, puede haber situaciones en los que se tengan mayor número de variables a controlar, estos sistemas son conocidos como sistemas redundantes. Por ejemplo, Wang y colaboradores, propusieron una metodología para obtener las coordenadas angulares de un robot manipulador (PA-10), empleando un sistema de lazo cerrado retroalimentado por un vector de posición y un vector de velocidad deseado. La configuración de este modelo resulto ser redundante (Figura 1.17), por lo que obtuvieron un mapeo de las velocidades a

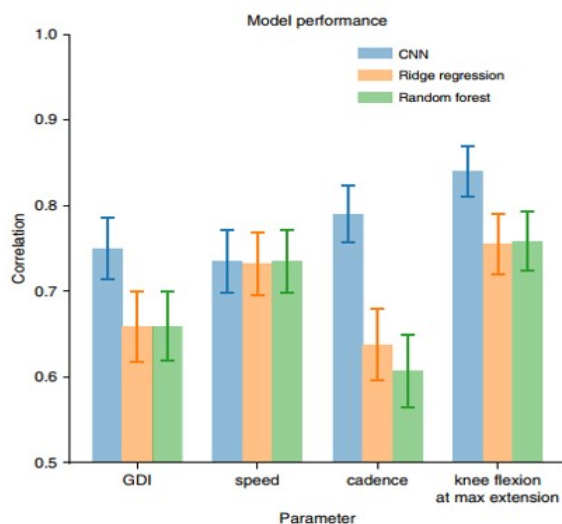


Figura 1.15: Comparación del nivel de correlación de los tres métodos, para las cuatro métricas de la caminata. Obtenido de Kidzinski, 2020, [11].

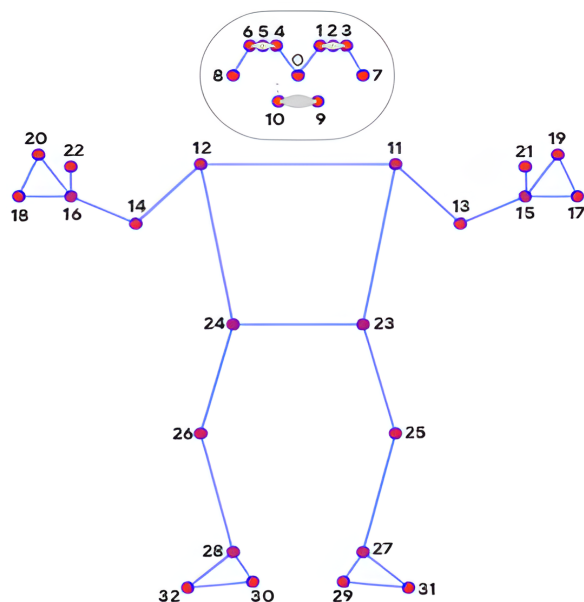


Figura 1.16: Topología de los 33 puntos de detección de MediaPipe. Obtenido de Bazarevsky, 2020, [12].

partir del cálculo de un Jacobiano geométrico con base en la cinemática directa del modelo del robot para estimar un vector de velocidad donde al integrarse se obtiene un vector angular. Esta metodología es una red Neuronal Lagrangiana (RNL), la cual es especializada para sistemas redundantes y que ayuda a resolver el problema de la cinemática inversa en robótica, [13].

Por otro lado, Azhand y colaboradores desarrollaron un método que optimiza la

a)

	Medición del ángulo de la rodilla para ropa local (Dhoti)	
	Kinect	Openpose
Error (%)	No pudo ser medido	18.29
Desviación media absoluta	No pudo ser medido	6.4
Desviación estandar	No pudo ser medido	8.22

b)

	Medición del ángulo de la rodilla para ropa estandar (Pantalones casuales)	
	Kinect	Openpose
Error (%)	27.28	17.8
Desviación media absoluta	6.4	6.2
Desviación estandar	8.22	7.8

Tabla 1.1: a) Comparación de la detección del movimiento de Kinect y OpenPose con ropa local. b) Comparación de la detección del movimiento de Kinect y OpenPose con ropa casual. Obtenido de Viswakumar, 2019, [19].

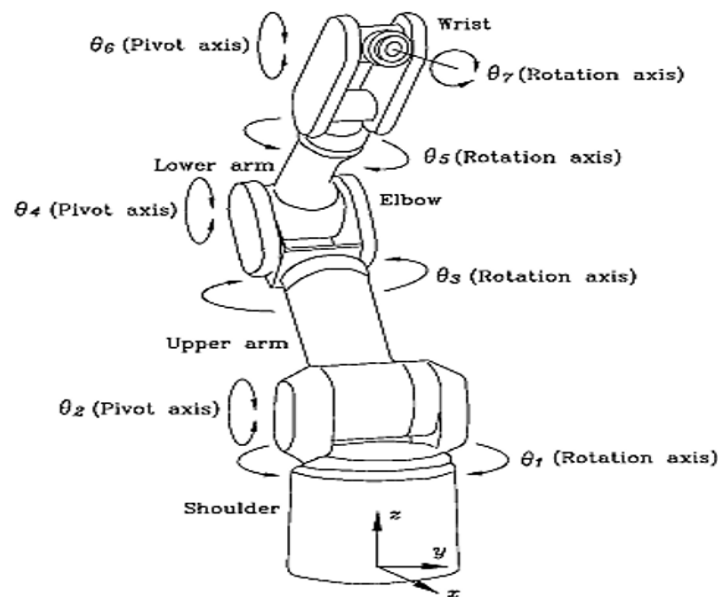


Figura 1.17: Configuración mecánica del robot PA-10 (Robot redundante). Obtenido de Wang, 1999, [13].

adquisición de los datos de los puntos en 2D al 3D (Figura 1.18), sin requerir de modelos robóticos. Para la detección en 2D usaron técnicas de RNC, para estimar los puntos del esqueleto de un vídeo, y para el 3D utilizaron una variante del modelo VNect, tomando las coordenadas del esqueleto en 2D. Después optimizaron los datos del esqueleto en 3D y 2D, en conjunto con los datos antropométricos de la persona, para de esa forma resolver el problema de la cinemática inversa, [14]. Posteriormente,

la variabilidad del VNect se comparó con el sistema *GAITRite* (GS). La GS es una plataforma con sensores de fuerza formado por una alfombra de 5,2 m de largo y ancho de 90 cm (Figura 1.19). La alfombra contiene 16,128 sensores integrados en una cuadrícula a una distancia de 1,27 cm, los cuales se activan mediante presión mecánica, permitiendo la medición de métricas como el tiempo de paso, velocidad de marcha, cadencia, y parámetros espaciales como la longitud de la zancada. La alfombra estuvo conectada a una computadora a través de un cable de interfaz. Por lo que, calcularon las diferencias de medición entre los dos sistemas, en términos de valores de media y límites inferior y superior para los intervalos de confianza, obteniendo resultados positivos según la ICC (*International Conference on Computer Vision*), [14].

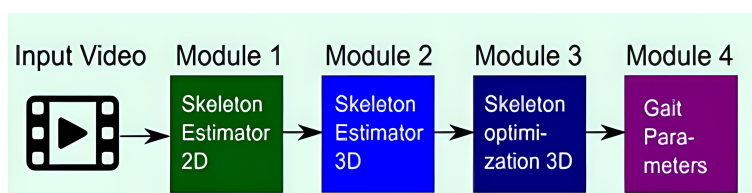


Figura 1.18: Diagrama del algoritmo para la estimación 3D a partir del 2D. Obtenido de Azhand, 2021, [14].



Figura 1.19: Alfombra con sensores de presión GAITRite. Obtenido de Azhand, 2021, [14].

Finalmente, están los grupos conformados por especialistas en biomecánica y tecnología, como el caso de *Bio Mototion Lab*, donde su principal objetivo es desarrollar tecnología relacionada con el procesamiento de la información sensorial, la percepción, la cognición y la comunicación. Entre los proyectos que han hecho recientemente se encuentra el reconocimiento de emociones, rasgos de personalidad e intencionalidad, reconocimiento de cuerpos, rostros y movimiento biológico, como la creación de de una base de datos con vídeos de personas haciendo actividades físicas (*MoVi*), siendo

la primera base de datos que contiene poses sincronizadas, estimación de los puntos basada en sensores y trajes, además de las grabaciones de vídeo (Figura 1.20). Esta base de datos se puede aplicar para el seguimiento de la postura humana, análisis de la caminata, la predicción y la síntesis del movimiento humano, entre otras, [15].

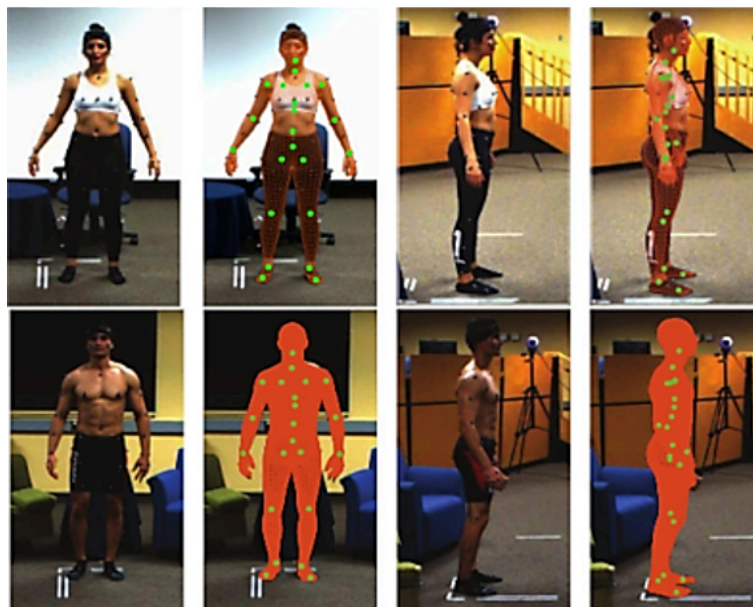


Figura 1.20: Vista frontal y lateral del cuadro del vídeo, y reconstrucción de la malla corporal estimada para un participante femenino y masculino. Obtenido de Ghorbani, 2021, [15].

La estimación de los puntos se basa en la combinación de sensores inerciales como acelerómetros y giroscopios en los marcadores que se ubican en el traje, [15], en conjunto con el método óptico usando la cámara de un celular, (*Iphone 7*), un sistema multicámaras llamado Qualysis, empresa que compite con Vicon, y dos cámaras especializadas para visión por computadora de la empresa Flir, [15].

En la Figura 1.21 se muestra la vista superior del plano de la sala de pruebas con la captura de movimiento y las cámaras de vídeo dispuestas para cubrir un espacio de aproximadamente 3 por 5 metros para permitir que los sujetos realicen sus movimientos sin ninguna restricción. En las siguientes secciones, los detalles de los sistemas de hardware y software a lo largo con su proceso de calibración y sincronización se proporcionan detalles. Mientras que en la Figura 1.22, se muestran las posiciones de los sensores inerciales, por lo que concluyen que la combinación entre métodos de detección de movimiento proporciona información superpuesta que puede facilitar el entrenamiento de modelos para la reconstrucción de la forma del cuerpo y la estimación y seguimiento de poses a partir de datos de vídeo. Por lo que, para las tareas de estimación de la postura del cuerpo, el conjunto de datos provocará una estimación más precisa de la detección de las articulaciones, aún y si no hubiera marcador, [15].

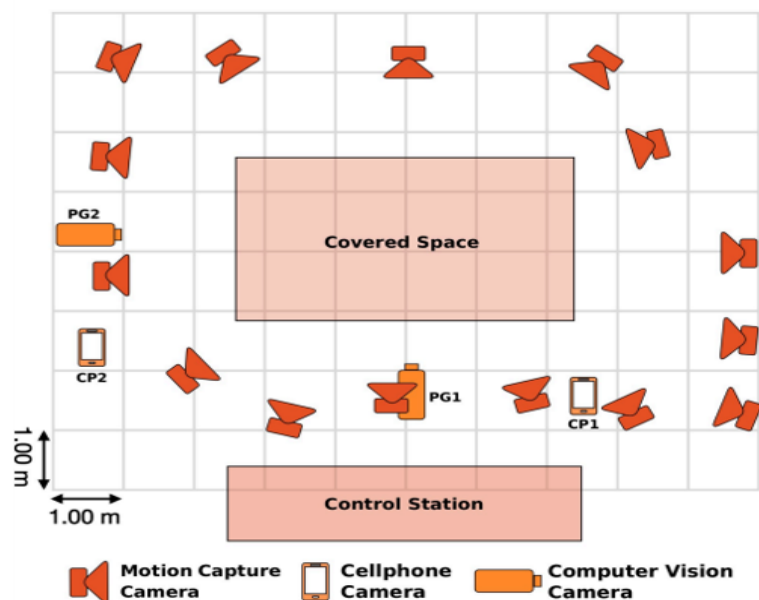


Figura 1.21: Boceto de la vista superior del área de trabajo y la colocación de los sistemas ópticos para la detección del movimiento. Obtenido de Ghorbani, 2021, [15].

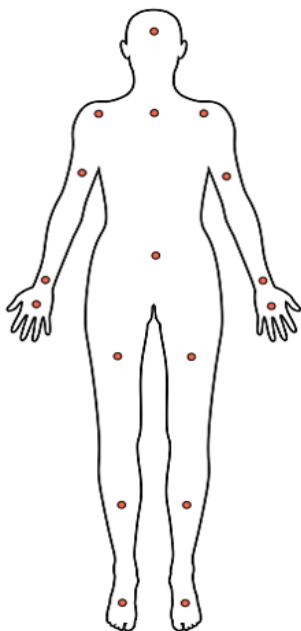


Figura 1.22: Colocación de los sensores inerciales para la detección de movimiento (MoVi). Obtenido de Ghorbani, 2021, [15].

Este trabajo se centra en el desarrollo de un sistema óptico monocular empleando MediaPipe, debido a su accesibilidad a comparación de los sistemas de las cámaras estéreo o multicámaras, con el fin de computar los ángulos de las articulaciones de

cadera y rodilla y dar solución a la cinemática inversa. Considerando los detalles de la iluminación, la resolución de la cámara, y la detección de la profundidad (3D), por lo que, para este caso se propone la implementación de una red neural basada un modelo cinemático de las piernas que termine de hacer la estimación en 3D, manteniendo un los factores que hacen de este proyecto de bajo costo, sin usar equipo invasivo y asequible para los usuarios.

1.2. Conceptos generales

En esta sección se presentan conceptos básicos para comprender los términos de redes neuronales y robótica, debido a que la solución propuesta considera aspectos y métodos relacionados con estos.

1.2.1. Redes neuronales artificiales

Como se ha observado en los antecedentes, para los sistemas ópticos es fundamental el uso de herramientas de software que procesen los datos obtenidos por el sensor. En este caso se optó por usar la librería de MediaPipe, que se basa en algoritmos de inteligencia y redes neuronales artificiales (RNA), [12].

Las RNA son modelos computacionales inspirados en el sistema nervioso de seres vivos. Una neurona biológica está compuesta por una sección que adquiere los estímulos eléctricos que vienen de otras neuronas, llamada **dendrita**. Después el pulso llega al cuerpo de la neurona, conocido como **soma**, para viajar a través del **axón**, el cual guía la información proveniente de la dendrita, para finalmente hacer una **sinapsis**, que se encargará de transferir el impulso eléctrico a otras dendritas conectadas (Figura 1.23), [16]. Los componentes computacionales o unidades de procesamiento, llamadas neuronas artificiales, son modelos simplificados de neuronas biológicas.

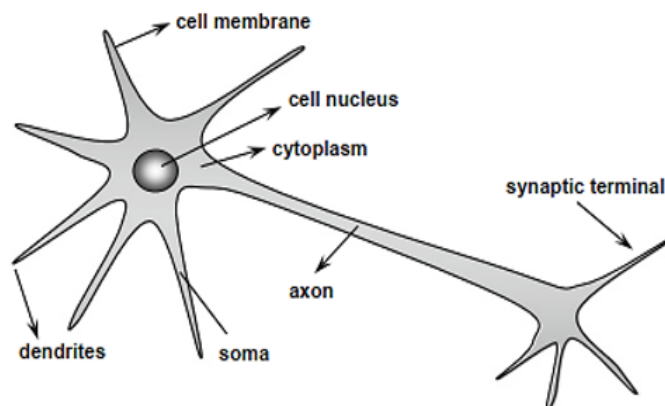


Figura 1.23: Neurona biológica. Obtenido de Nunes (Artificial Neural Networks), [16].

Las RNA tienen la capacidad de adquirir y mantener conocimientos (basados en información) y pueden definirse como un conjunto de unidades de procesamiento, representadas por neuronas artificiales, interconectadas por muchas interconexiones, implementado por vectores y matrices de pesos sinápticos (Figura 1.24), [16].

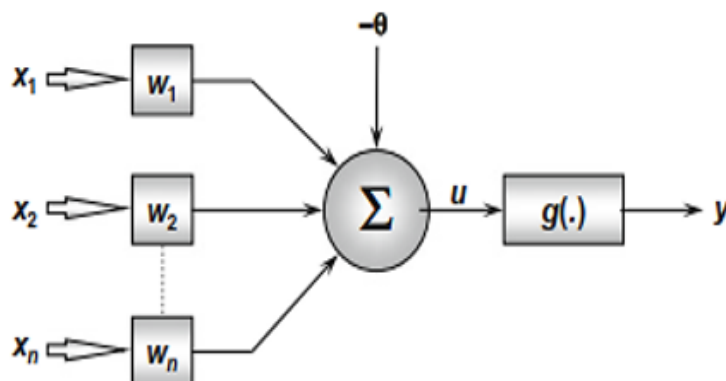


Figura 1.24: Neurona artificial. Obtenido de Nunes (Artificial Neural Networks), [16].

En este modelo se tiene una entrada de datos (x_1, x_2, \dots, x_n) , que simulan a la función de las dendritas al llevar una señal o pulso, que posteriormente se multiplican por un valor de pesaje (W_1, W_2, \dots, W_n) , ponderando así toda la información externa que llega a la neurona. Por lo tanto, la salida (y) de la neurona artificial, denotada por (u) , es la suma ponderada de sus entradas, [16].

$$\hat{y} = \text{sign}\{\bar{W} \cdot \bar{X}\} = \text{sign}\left\{\sum_{j=1}^d w_j x_j\right\} \quad (1.1)$$

Las potenciales aplicaciones de las RNA, son en procesos de optimización de procesos, clasificación de datos, control de sistemas, estimación, predicción y agrupación de datos, entre otros, [16].

Considerando estos aspectos, la inteligencia artificial puede dividirse en ramas niveles dependiendo de la cantidad de neuronas en su red y la complejidad del sistema (Figura 1.25). *Machine Learning* (ML), es una rama de la inteligencia artificial que permite que una máquina o sistema pueda realizar una acción sin ser programada para dicha tarea, esto por medio de un aprendizaje, de ahí su nombre, [39, 17]. Este tipo de sistemas se emplean para el reconocimiento de patrones en una imagen, el reconocimiento de voz, clasificación de datos, entre otros. Por lo que, para procesos no tan complejos, es un excelente método. Por otro lado, *Deep Learning* (DL) o aprendizaje profundo, tiene el mismo propósito que ML, con la diferencia de que la estructura de su red es más extensa o contiene un mayor número de capas de neuronas, [39, 17]. Por ejemplo, en ML, si se quiere obtener la clasificación de los tipos de flores, el usuario debe obtener los datos de cada flor y obtener las características de cada

una, antes de ingresar dichos datos a la red. Mientras que para DL, directamente se ingresan los datos y la propia red, extrae esas características, [39, 17].

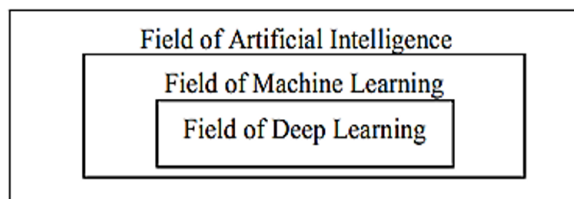


Figura 1.25: Ramas de la inteligencia artificial. Obtenido de Pramila, 2017, [17].

1.2.2. Redes neuronales convolucionales

Como se ha mencionado en el Capítulo 1, uno de los algoritmos de DL más populares para el tratamiento de imágenes son las RNC, [40]. Esta red se diferencia de otras debido a que está diseñada para manejar los valores de posición de los píxeles de una imagen, tratando a estos en varios grupos de matrices que, dependiendo de la operación, se multiplicaran por otro valor para obtener un nuevo valor de píxel resultante, que finalmente entrará a la red (Figura 1.26), [40]. En pocas palabras, la diferencia de esta red a las de uso convencional, es la formación de la entrada de datos. Mientras que en las convencionales, como las de la Figura 1.24, entra solo un valor independiente, en las RNC, se tiene que hacer esta serie de operaciones previas antes de ingresar en la red, debido a que en las fotos y vídeos, si importa el valor de la posición de cada píxel, por lo que hay que aplicar estas operaciones en las matrices a manera de filtros, [40].

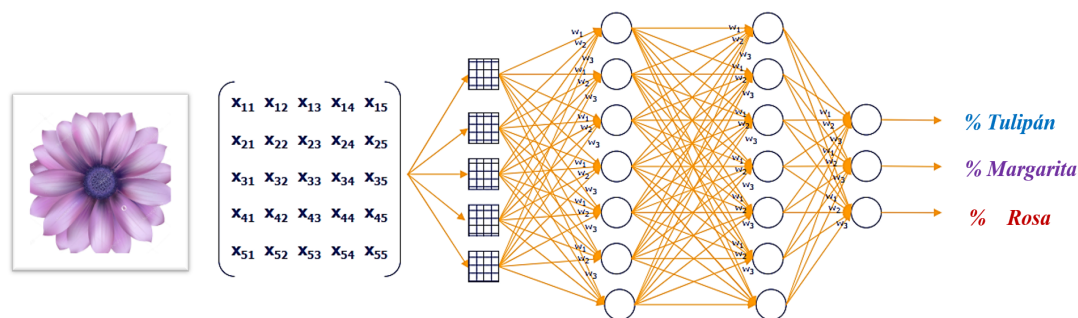


Figura 1.26: Estructura general de una red Neuronal Convolucional.

Actualmente, MediaPipe, OpenPose, y DLib, están programadas con este tipo de arquitecturas para la detección de las partes del cuerpo, como se mencionó en el capítulo 1, por lo cual, representan una gran ventaja considerando aspectos como

la optimización y la demanda computacional, al ya venir entrenadas con su base de datos. Este punto se detallará en la sección 2.3.

Uno de los lenguajes de programación en los que se han desarrollado herramientas para programar redes neuronales de todo tipo es *Python*. Python es un lenguaje de programación interpretativo multipropósito que es fácil de leer y comprender, y pone más énfasis en la legibilidad del código para facilitar la comprensión de la sintaxis, [41]. Por otra parte, *OpenCV* (*Open Source Computer Vision Library*), es un software que tiene como objetivo procesar imágenes dinámicas en tiempo real, [42]. OpenCV es una biblioteca API (Interfaz de programación de aplicaciones) que es muy utilizada para el procesamiento de imágenes de aplicaciones en tiempo real, tiene buenas funciones de adquisición de imagen y vídeo, además de ser compatible con varios lenguajes de programación como Python, Java y el lenguaje C, [41].

1.2.3. Grados de libertad y estructuras básicas de robots

Después de detallar las técnicas y plataformas de software principal que otorgaran la información de las articulaciones del esqueleto, es necesario conocer los términos básicos en robótica, debido a que el modelo cinemático con el que se complementará la información de los vídeos, está basado en una estructura arborescente formada por varios elementos que representan cada una de las articulaciones de interés.

Un robot está conformado por una secuencia de elementos estructurales rígidos, denominados enlaces o eslabones (*links*), conectados entre sí mediante juntas o articulaciones (*joints*), que son los puntos donde se unen dos eslabones, para permitir el movimiento, [18]. Estos pueden ser prismáticos o de revoluta (Figura 1.27). Para el caso de las articulaciones en forma de revoluta, el giro se representa con el símbolo θ , [18, 43].

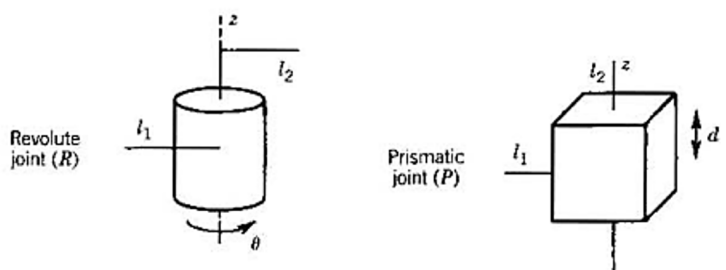


Figura 1.27: Representaciones simbólicas de las articulaciones. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].

En robótica, los grados de libertad (GDL), representan los parámetros independientes que sujetan la localización del efector final, que puede ser una herramienta o un punto de interés donde se quiera conocer donde estará posicionado el robot, luego de moverlo, [43]. Dependiendo del tipo de articulaciones y la cantidad de GDL, el robot podrá moverse libremente en un espacio de trabajo, como por ejemplo, el

robot cilíndrico (Figura 1.28), que está conformado por una articulación revoluta y dos prismáticas, que le permite girar desde su base, subir y bajar y desplazarse de izquierda a derecha, [18].

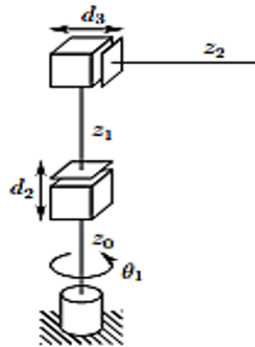


Figura 1.28: Estructura de un robot cilíndrico con 3 GDL. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].

Un robot cartesiano (Figura 1.29), conformado por articulaciones que le permiten trasladarse en diferentes posiciones, [18].

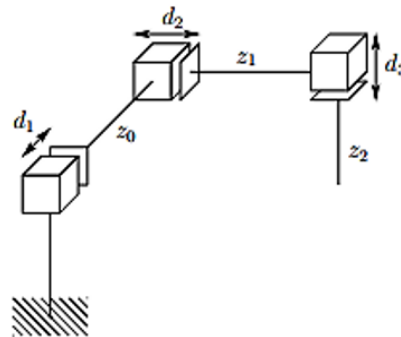


Figura 1.29: Estructura de un robot cartesiano con 3 GDL. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].

Un robot angular (Figura 1.30), conformado solo por articulaciones de revóluta, por lo que es una de las estructuras que mayor libertad de movimiento permite y es la más útil para representar el movimiento de articulaciones como la muñeca y el tobillo, [18], entre otras configuraciones como el esférico y el SCARA, que son muy similares (Figura 1.31), y variables como z y d , que se abordarán en la sección 2.4.

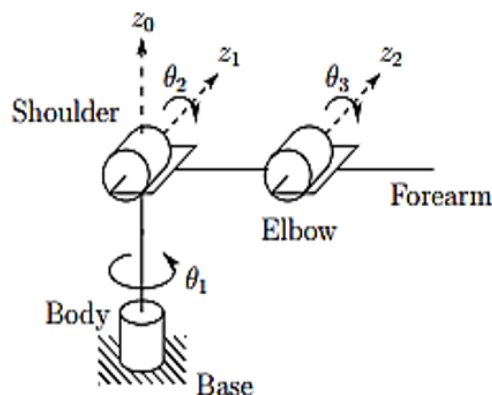


Figura 1.30: Estructura de un robot angular. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].

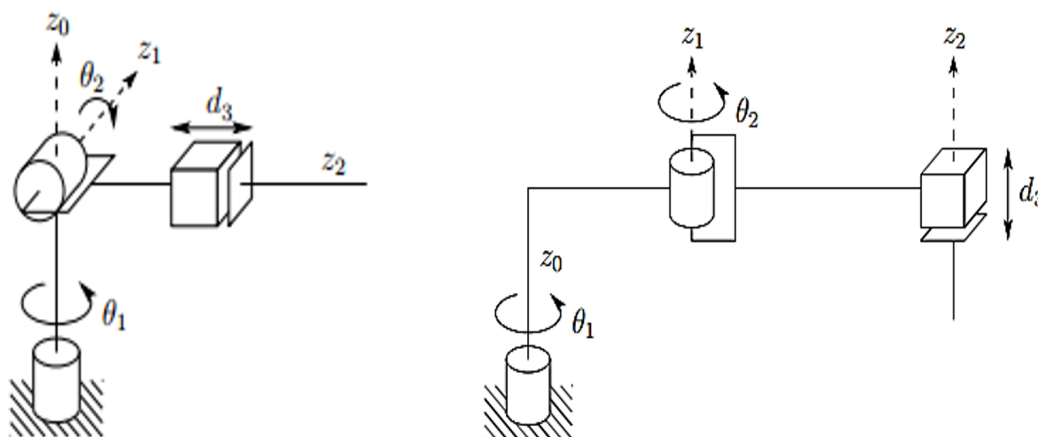


Figura 1.31: Estructura de un robot esférico (izquierda) y SCARA (derecha). Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].

1.3. Limitaciones de los sistemas monoculares para la detección del movimiento

Las metodologías que emplean algoritmos basados en inteligencia artificial tienden a hacer una detección en el plano bidimensional, a pesar de hacer una estimación para la profundidad no está al nivel de una cámara estéreo o un sistema multicámaras, ya que las actividades durante la bipedación dinámica ocurren simultáneamente a diferentes niveles articulares y en diferentes planos de modo que resulta difícil capturar todas esas variaciones que cada articulación tiene. Debido a esto, generalmente se combinan técnicas utilizando sensores inerciales como los marcadores o haciendo una optimización de un modelo 2D al 3D, [14]. El problema de estos modelos es que

requieren de una gran cantidad de datos para el entrenamiento de la red. Además, con todo lo visto en el estado de arte se tienen propuestas que implican métodos de calibración más compleja, con un alto costo computacional, o que su interfaz no es muy intuitiva para médicos y especialistas en el área. Por lo que, en esta tesis se propone integrar una solución de bajo costo, asequible y práctica para el usuario, portable y de bajo costo computacional.

1.4. Objetivo general

Obtener las trayectorias angulares de la cadera y rodilla mediante un sistema monocular durante la bipedestación dinámica.

1.4.1. Objetivos específicos

1. Seleccionar un software avanzado de código libre para obtener markers 3D.
2. Calcular la cinemática directa del modelo biomecánico.
3. Calcular la cinemática inversa del modelo biomecánico.
4. Proponer un protocolo de pruebas para realizar los estudios de caminata.
5. Obtener las trayectorias angulares de la cadera y rodilla a partir del cómputo de los datos de posición y la cinemática diferencial.

1.5. Hipótesis

La obtención de las trayectorias angulares para miembros inferiores es más accesible, debido al actual desarrollo de herramientas de software basadas en inteligencia artificial que hacen que ya no sea necesario usar equipos más robustos y costos mayores en la implementación de estos.

1.6. Motivación

La principal motivación es conocer y aplicar herramientas avanzadas de software y hardware para desarrollar un sistema asequible, aprovechando los recursos con los que día a día convivimos, como lo son nuestros celulares, con el fin de dar un aporte al campo de la investigación del movimiento humano y que en un futuro tenga el potencial de convertirse en una interfaz portátil para la detección del movimiento.

1.7. Justificación del problema

Muchos de los sistemas profesionales como Vicon no suelen ser accesibles para todos los sectores interesados en el estudio del movimiento, sin mencionar, que se requieren de capacitaciones exhaustivas para usar su interfaz debido a que, en algunos casos, los médicos tienen problemas al usar o comprender los resultados que arroja dicha plataforma. Con ello y con el crecimiento del índice de discapacidad por movimiento, provocan que se busquen herramientas más asequibles, con una interfaz más amigable para el usuario y que facilite el diagnóstico de estos trastornos al sector médico.

1.8. Suposiciones y consideraciones

Suposiciones:

- La habitación estará bien iluminada.
- Se estima que el sujeto de pruebas este dentro del rango de las cámaras en todo momento.
- No habrá oclusión de las cámaras.
- La habitación estará amplia sin entradas de ruido externo que interrumpan las pruebas.

Consideraciones:

- Un área medianamente amplia con buena iluminación.
- Realizar pruebas con sujetos sanos.

1.9. Organización el documento

La estructura de este trabajo de tesis está ordenada de la siguiente forma:

- En el Capítulo 2, se presentan la metodología y los métodos matemáticos empleados para el cálculo de la cinemática directa e inversa, entre otros conceptos.
- En el Capítulo 3, se presenta el diseño de experimentos para los sujetos de prueba (protocolo), la distribución del equipo y consideraciones.
- Dentro del Capítulo 4, se presentan los resultados obtenidos del sistema, realizando diversas pruebas a medida de lo establecido en el protocolo.
- Finalmente, en el Capítulo 5 se presentan las conclusiones y discusiones del proyecto.

Capítulo 2

Metodología

En este capítulo se presentan la metodología empleada para llevar a cabo el protocolo de pruebas para los sujetos, además de las consideraciones y los métodos empleados para la validación de los datos. En general, la metodología implica la obtención de todos los datos antropométricos de cada sujeto para los parámetros de su modelo cinemático, este modelo se usará para estimar los ángulos de las articulaciones en conjunto con los datos de las cámaras. Este método obtenido de las cámaras se comparará con otros dos métodos que usan datos sintéticos. En la Figura 2.1, se observan todas las fases del proceso para la obtención de los ángulos de cadera y rodilla, desde la toma de las medidas de cada sujeto, hasta el procesado de los datos para el cómputo de los ángulos.

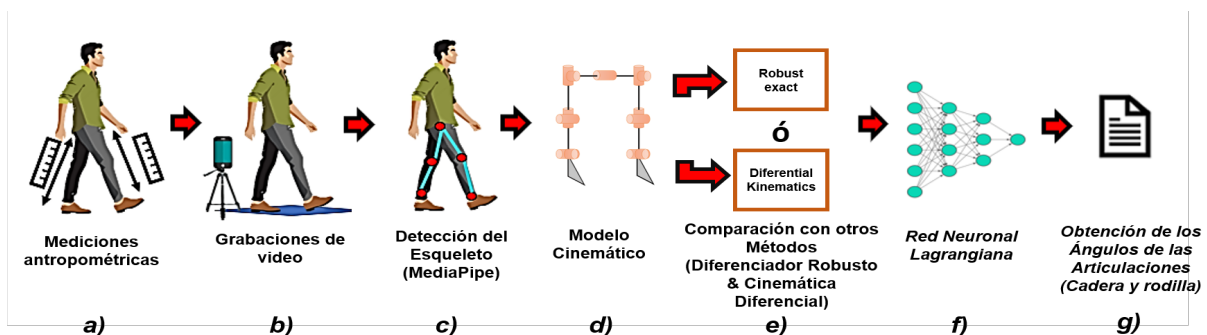


Figura 2.1: Proceso de obtención de los ángulos de la cadera y rodilla, mediante un sistema monocular.

Para el planteamiento de esta metodología, se tomaron en cuenta aspectos como el ángulo de la cámara, su alcance en cuadro, el espacio de trabajo, la iluminación, además de las limitaciones que se mencionaron para este tipo de sistemas en el capítulo 1. Estos aspectos se abordarán en el capítulo 3, donde se detallará, paso por paso, cada sección de esta metodología.

2.1. Materiales y herramientas

Dentro del equipo de hardware, se usó un teléfono celular de gama baja con un valor actual de menos de 200 USD. El modelo es un Xiaomi Redmi 9 de 4 Gb de RAM con procesador Mediatek Helio g80. El dispositivo cuenta con una cámara principal de 13 Mpx, con grabación de vídeo a 30 fps con resolución de 1080x1920, que durante las pruebas estuvo fijo a un tripie a 0.65 m del suelo. Mientras que el equipo de cómputo empleado para el procesamiento de los vídeos fue una laptop Dell inspiron 14 con intel i5 de 7ma generación y 8 Gb de RAM.

Para mantener el control de la luz ambiental, se cubrieron las ventanas con 3 m x 2 m de tela tipo sarga escolar, en color azul oscuro, para evitar que entre la luz del exterior, y cartulina para cubrir pequeñas secciones más específicas (Figura 2.2). Para verificar el nivel de lux en la habitación, se utilizó la aplicación *Lux Light Meter Photometer PRO* en su versión 5.3.1, la cual está disponible desde la Google Store.

Para las mediciones de la habitación y el área donde los sujetos hicieron la prueba, se utilizó un flexómetro con un alcance de 5 m, cinta de papel para marcar el punto de apoyo del talón que los sujetos siguieron y un tripie de poco más de medio metro para el soporte del celular.

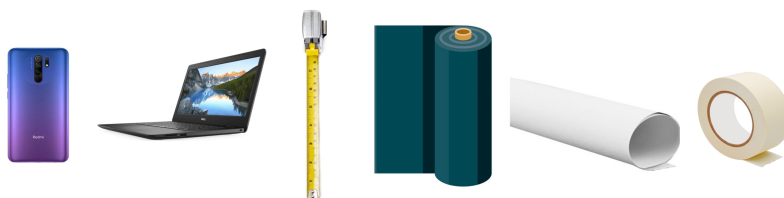


Figura 2.2: Materiales y herramientas empleadas para el procesamiento de los datos y el control de la luz exterior.

2.2. Reconstrucción del esqueleto con MediaPipe

Como se ha mencionado, el software para la detección del esqueleto es MediaPipe, que de acuerdo a la Figura 1.16, tiene más puntos de detección que OpenPose y Dlib, [12], además de que su RNC ya está entrenada, por lo que no es necesario tener una base de datos para la reconstrucción, [38].

En la Figura 2.3, se muestra un esquema de la red de MediaPipe. Al tener una imagen en su entrada, MediaPipe recorta la imagen hasta localizar o reconocer a una persona en el vídeo. Este proceso se puede observar en la columna central del esquema, donde los primeros dos valores corresponden a las dimensiones de la imagen y el tercer valor a la visibilidad de los puntos de interés, por ello, conforme más recortes quiere indicar que está cerca de detectar a una persona, por lo que, la visibilidad aumenta. La columna izquierda representa las técnicas para detectar y comprobar si existen las áreas de interés (cara, brazos, torso, piernas o cualquier otra extremidad), para

finalmente, en la columna derecha, retroalimentar los datos de las anteriores columnas, construyendo los *Keypoints* del esqueleto de la persona detectada, [12].

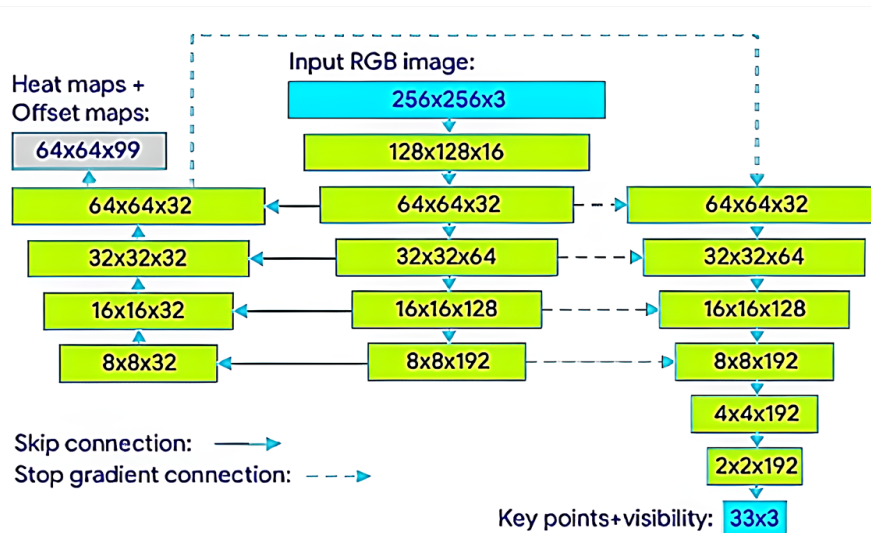


Figura 2.3: Estructura de la Red Neuronal de MediaPipe. Obtenido de Bazarevsky, 2020, [12].

MediaPipe puede estimar los puntos de la posición de (x, y, z) , de cualquiera de los 33 puntos del cuerpo en el vídeo o imagen, sin embargo, la estimación de z , no es perfecta, ya que un sistema monocular no puede detectar la profundidad como las cámaras estéreo o las multicámaras, por lo cual, la estimación de z , se basa en que tanto puede variar las distancias de los puntos (x, y) del centro de la cadera, porque esta área representa el punto ideal para la proporción del cuerpo de una persona (Figura 2.4). De esa forma, se puede estimar a qué distancia o a qué profundidad se encuentran, por ejemplo, las manos o los brazos, si el sujeto camina de lado, aunque los mismos autores han declarado que sigue en desarrollo ese aspecto de la estimación, [12].

El programa para la reconstrucción del esqueleto, fue desarrollado en el lenguaje Python 3, usando la librería de OpenPose, los cuales, permitieron habilitar solo los puntos de la cadera, rodilla y tobillo para la pierna derecha, debido a que los vídeos fueron tomados en el plano sagital, este punto será explicado en el capítulo 3. Por lo tanto, el modelo de MediaPipe se observa en la Figura 2.5.

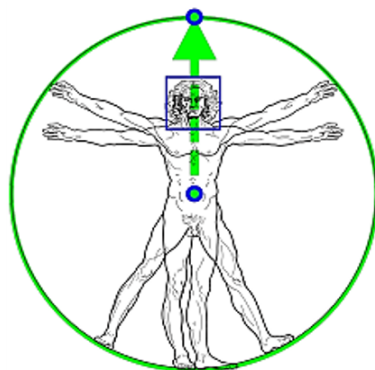


Figura 2.4: Representación del punto ideal, para calcular las proporciones de la anatomía humana (*Vitruvian man*). Obtenido de Bazarevsky, 2020, [12].

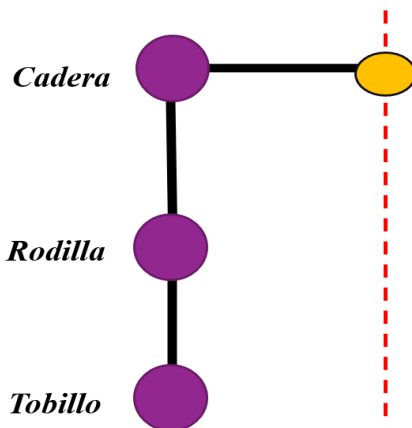


Figura 2.5: Modelo de reconstrucción del esqueleto para la pierna derecha por MediaPipe.

2.3. Modelo Cinemático

El objetivo del modelo cinemático es complementar la del modelo de MediaPipe, debido a los problemas que tiene este por la estimación de z . Por lo cual, también tiene su representación para las articulaciones de la pierna derecha, mediante la conexión de articulaciones revoluta. La distribución de articulaciones fueron tres para la cadera, una articulación para la rodilla y tres para el tobillo, teniendo este ultimo la misma función que un efector final, dando un total de 7 GDL para toda la pierna, (Figura 2.6).

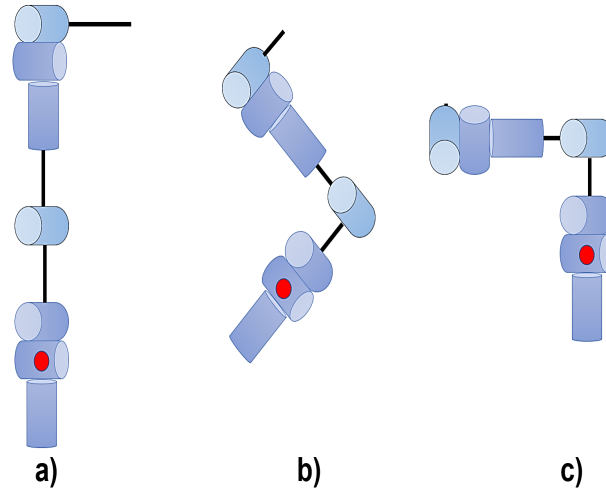


Figura 2.6: Modelo cinemático previo de la pierna derecha desde la cadera a tobillo (punto rojo), en tres posturas representadas con 7 GDL: a) Sin flexión a 0° . b) A una flexión de 120° . c) A una flexión de 90° .

2.3.1. Cinemática directa

Una vez teniendo el tipo de articulaciones, y su distribución, se procedió a calcular la cinemática directa mediante el método de *Denavit-Hartenberg* (DH). En robótica, la representación de DH es la más utilizada en manipuladores robóticos para la asignación de marcos de referencia, debido a que sus restricciones simplifican una matriz homogénea arbitraria de 12 parámetros, a tan solo 4 parámetros. En esta convención, cada matriz homogénea A_i está representada como el producto de cuatro transformaciones, donde se inicia con los parámetros de rotación y traslación respecto al eje z , y termina con los parámetros de traslación y rotación del eje x , [18, 43], tal y como se muestra en la ecuación 2.1. Estas matrices representan los giros y posiciones de cada uno de los ejes de toda la cadena cinemática del robot, que al obtener todas las matrices homogéneas de cada sección del robot, se puede obtener la matriz homogénea equivalente a toda la cadena cinemática del robot.

$$A_i = \text{Rot}_{z_i, \theta_i} \text{Trans}_{z_i, d_i} \text{Trans}_{x_i, a_i} \text{Rot}_{x_i, \alpha_i} = \begin{bmatrix} C_{\theta_i} & -S_{\theta_i} C_{\alpha_i} & S_{\theta_i} S_{\alpha_i} & a_i C_{\theta_i} \\ S_{\theta_i} & C_{\theta_i} C_{\alpha_i} & -C_{\theta_i} S_{\alpha_i} & a_i S_{\theta_i} \\ 0 & S_{\alpha_i} & C_{\alpha_i} & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Donde los 4 parámetros del eslabón i se pueden ejemplificar en la Figura 2.7, [18], y se definen como:

- a_i : Distancia desde O_i hasta la intersección de x_i y z_{i-1} , a lo largo de x_i .
- α_i : Ángulo desde z_{i-1} , medido a través de x_i .

- d_i : Distancia desde O_{i-1} hasta la intersección de x_i con z_{i-1} , a lo largo de z_{i-1} .
- θ_i : Ángulo desde x_{i-1} a x_i medido sobre el eje z_{i-1} .

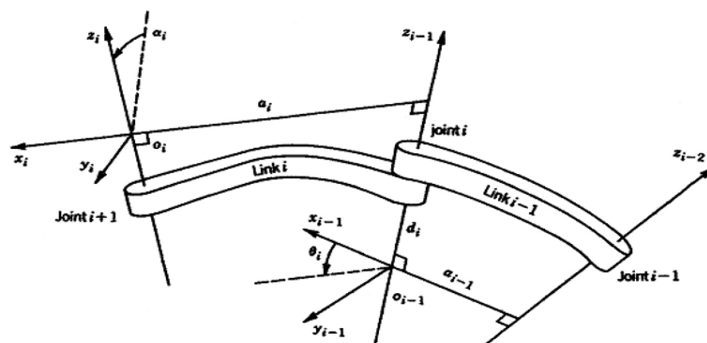


Figura 2.7: Parámetros de Denavit-Hartenberg. Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].

Existen dos restricciones que hacen posible la simplificación de los parámetros:

1. El eje x_i debe ser perpendicular al eje z_{i-1} .
2. El eje x_i debe intersectar al eje z_{i-1} .

Después, se deben asignar los marcos de referencia mediante el algoritmo de DH.

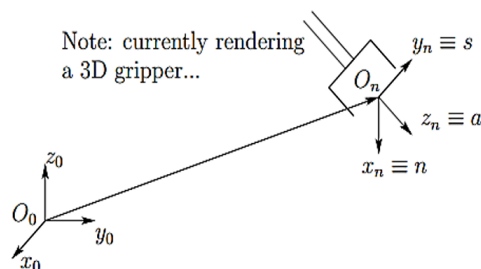


Figura 2.8: Asignación de los marcos de referencia desde el primer hasta el último eslabón (efector final). Obtenido de Spong (Robot Modeling and Control 2006), [18].

A continuación se muestra el algoritmo de DH, para la asignación de los marcos de referencia.

1. Identificar las articulaciones.
2. Identificar los ejes de las articulaciones $i-1$ e i .
3. Establecer el marco inicial, situando el origen en z_0 a lo largo del primer eje de movimiento del robot y de esta manera el eje z_i estará alineado al eje de movimiento q_{i+1} . Los ejes x_0 y y_0 se colocan convenientemente de acuerdo a la regla la mano derecha.
4. Si z_i y z_{i-1} son no coplanares, ubicar el origen o_i donde la perpendicular común de z_i y z_{i-1} pueda intersectar z_i . Si z_i y z_{i-1} son paralelos, ubicar el origen O_i en el eslabón i . Si z_{i-1} interseca a z_i , x_i se elige normal al plano formado por z_i y z_{i-1} .
5. Establecer x_i a lo largo de la perpendicular común a los ejes z_{i-1} y z_i .
6. Establecer y_i para completar el sistema de referencia de acuerdo a la regla de la mano derecha.
7. Establecer el sistema de coordenadas del efector final como se muestra en la Figura 2.8. Normalmente, la articulación n -ésima es de tipo giratorio. Colocar z_n a lo largo de la dirección del eje z_{n-1} y apuntando hacia afuera del robot. El origen O_n se coloca convenientemente en el centro del efector final y a lo largo de z_n ; por otro lado, y_n se coloca en la dirección de desplazamiento del efector y x_n tal que sea normal a ambos ejes z_{n-1} y z_n . Si la herramienta no es una pinza, x_n y y_n se establecen convenientemente de acuerdo a la regla de la mano derecha.
8. Crear una tabla con los parámetros de los eslabones $(a_i; d_i; \alpha_i; \theta_i)$.
9. Formar las matrices de transformación homogénea con los parámetros DH.

Con este método, la cinemática directa de una cadena abierta se describe en términos de desplazamiento relativo entre los marcos de referencia correspondientes a cada eslabón, [18]. Cada marco es nombrado secuencialmente como $0, \dots, n$, donde 0 es el marco fijo, y n es el marco del efector final; por lo tanto, la cinemática directa se expresa como:

$$T_n^0 = T_1^0(\theta_1) \dots T_n^{n-1}(\theta_n) \quad (2.2)$$

Tomando en cuenta el modelo establecido en la Figura 2.6, con el algoritmo de DH, el modelo cinemático con los parámetros y los marcos de referencia, quedo establecido en la Figura 2.9. Además, del cálculo de cada matriz, las cuales al final, formaran la matriz de transformación que representa la cinemática directa para el modelo de la pierna (Ecuación 2.10).

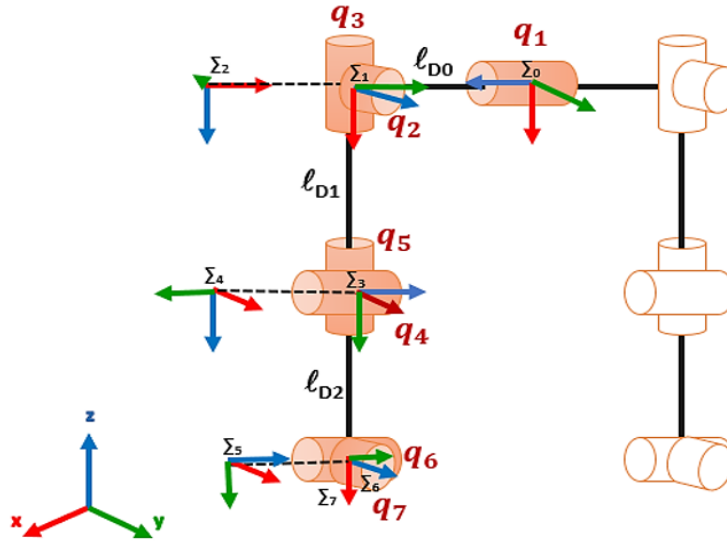


Figura 2.9: Modelo cinemático para la pierna derecha.

$$A_0^1 = \begin{vmatrix} c_{\theta_1} & -s_{\theta_1}c_{\alpha_1} & s_{\theta_1}s_{\alpha_1} & a_1c_{\theta_1} \\ s_{\theta_1} & c_{\theta_1}c_{\alpha_1} & -c_{\theta_1}s_{\alpha_1} & a_1s_{\theta_1} \\ 0 & s_{\alpha_1} & c_{\alpha_1} & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (2.3)$$

$$A_1^2 = \begin{vmatrix} c_{\theta_2} & -s_{\theta_2}c_{\alpha_2} & s_{\theta_2}s_{\alpha_2} & a_2c_{\theta_2} \\ s_{\theta_2} & c_{\theta_2}c_{\alpha_2} & -c_{\theta_2}s_{\alpha_2} & a_2s_{\theta_2} \\ 0 & s_{\alpha_2} & c_{\alpha_2} & d_2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (2.4)$$

$$A_2^3 = \begin{vmatrix} c_{\theta_3} & -s_{\theta_3}c_{\alpha_3} & s_{\theta_3}s_{\alpha_3} & a_3c_{\theta_3} \\ s_{\theta_3} & c_{\theta_3}c_{\alpha_3} & -c_{\theta_3}s_{\alpha_3} & a_3s_{\theta_3} \\ 0 & s_{\alpha_3} & c_{\alpha_3} & d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (2.5)$$

$$A_3^4 = \begin{vmatrix} c_{\theta_4} & -s_{\theta_4}c_{\alpha_4} & s_{\theta_4}s_{\alpha_4} & a_4c_{\theta_4} \\ s_{\theta_4} & c_{\theta_4}c_{\alpha_4} & -c_{\theta_4}s_{\alpha_4} & a_4s_{\theta_4} \\ 0 & s_{\alpha_4} & c_{\alpha_4} & d_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (2.6)$$

$$A_4^5 = \begin{vmatrix} c_{\theta_5} & -s_{\theta_5}c_{\alpha_5} & s_{\theta_5}s_{\alpha_5} & a_5c_{\theta_5} \\ s_{\theta_5} & c_{\theta_5}c_{\alpha_5} & -c_{\theta_5}s_{\alpha_5} & a_5s_{\theta_5} \\ 0 & s_{\alpha_5} & c_{\alpha_5} & d_5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (2.7)$$

$$A_5^6 = \begin{vmatrix} c_{\theta_6} & -s_{\theta_6}c_{\alpha_6} & s_{\theta_6}s_{\alpha_6} & a_6c_{\theta_6} \\ s_{\theta_6} & c_{\theta_6}c_{\alpha_6} & -c_{\theta_6}s_{\alpha_6} & a_6s_{\theta_6} \\ 0 & s_{\alpha_6} & c_{\alpha_6} & d_6 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (2.8)$$

$$A_6^7 = \begin{vmatrix} c_{\theta_7} & -s_{\theta_7}c_{\alpha_7} & s_{\theta_7}s_{\alpha_7} & a_7c_{\theta_7} \\ s_{\theta_7} & c_{\theta_7}c_{\alpha_7} & -c_{\theta_7}s_{\alpha_7} & a_7s_{\theta_7} \\ 0 & s_{\alpha_7} & c_{\alpha_7} & d_7 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (2.9)$$

$$A_0^7 = A_0^1 * A_1^2 * A_2^3 * A_3^4 * A_4^5 * A_5^6 * A_6^7 \quad (2.10)$$

Las ventajas de esta metodología es que se pueden elaborar trayectorias con la obtención de datos sintéticos de una simulación de un movimiento, es decir, se pueden obtener datos a que se pueden comparar con otros para tener un mayor control y comprobar que las pruebas se estén haciendo de manera correcta. Sin embargo, la principal desventaja es que este tipo de metodologías están más encaminadas para aplicaciones robóticas, por lo que presenta limitaciones que para el movimiento de un cuerpo flexible como el de una persona.

2.4. Cinemática Inversa

A diferencia de la cinemática directa, la cinemática inversa tiene varias formas de resolverse, que dependido de la complejidad del robot, puede implicar el usar varias operaciones algebraicas. En general, la cinemática inversa permite encontrar los ángulos de las articulaciones a partir de las posiciones que tome durante su movimiento, a diferencia de la cinemática directa, donde se conocen los ángulos y a partir de esa información, se obtienen las posiciones, [18]. Para ello existen diversos métodos que calculan los ángulos de acuerdo al número de GDL. Por ejemplo, el método geométrico que usa trigonometría para calcular los ángulos del robot, pero solo es útil para robots con pocos GDL o de estructuras no tan complejas, que para ello está el método de orientación inversa, que calcula los ángulos a partir de las matrices de transformación y álgebra, [18].

La complejidad de obtención de la cinemática inversa, depende de los elementos como eslabones y GDL que tenga la estructura del robot, ya que la cantidad de parámetros de traslación y rotación angular que formen, se le denomina como vector **pose**, [18]. Sin embargo, existen casos en los que se cuentan con más GDL a los que estrictamente se necesitan para mover al robot, este tipo de sistemas se les conoce como sistemas **redundantes**, [44]. Por lo que, el problema de la cinemática inversa se basa en que se requiere de una cadena rígida con marcos referenciales fijos, es decir, que sea indeformable como un robot, para que se pueda aplicar cualquier método para llegar a la solución como los que se proponen en [18]. Sin embargo, el cuerpo humano no cumple con esto, ya que los puntos de detección virtuales se mueven porque no

son rígidos, por lo que se propone una red neuronal que mapee las velocidades a base de un Jacobiano geométrico y calcule los ángulos variantes a partir de su inverso e integración de estos.

2.4.1. Red Neuronal Lagrangiana

La cinemática directa representa un problema debido a que no es eficiente los métodos convencionales como el método geométrico o el método de orientación inversa, debido a que el modelo cinemático cuenta con 7 GDL (Figura 2.9), y el modelo de MediaPipe solo maneja 3 GDL (Figura 2.5), por lo que, se tiene un sistema redundante que representa otro problema.

Para dar solución la cinemática inversa, se empleó la **Red Neuronal Lagrangiana (RNL)**. Esta es una red para el control cinemático en robots manipuladores redundantes, dando una solución en tiempo real a la cinemática inversa. Es alimentada por la señal de una velocidad deseada del efector final, para que en la salida estime un nuevo vector de velocidad en conjunto a los multiplicadores de Lagrange asociados, [13]. En general, la forma de obtención de los ángulos, es obteniendo un vector de velocidad a partir del modelo de MediaPipe, con su vector pose. Al derivar este vector, se obtuvo un vector de velocidad para la entrada de la RNL, para finalmente en la salida, se estime un nuevo vector de velocidad que al integrarlo se obtuvieron los ángulos de las articulaciones de interés.

Primero se obtuvo el vector pose a partir del modelo de MediaPipe (Figura 2.5). A pesar de que las articulaciones de interés es solo la cadera, rodilla y tobillo, se necesitaron los puntos del pie, para el cálculo de los vectores unitarios para obtener la orientación, debido a que como se mencionó, MediaPipe solo entrega posición (Figura 2.10).

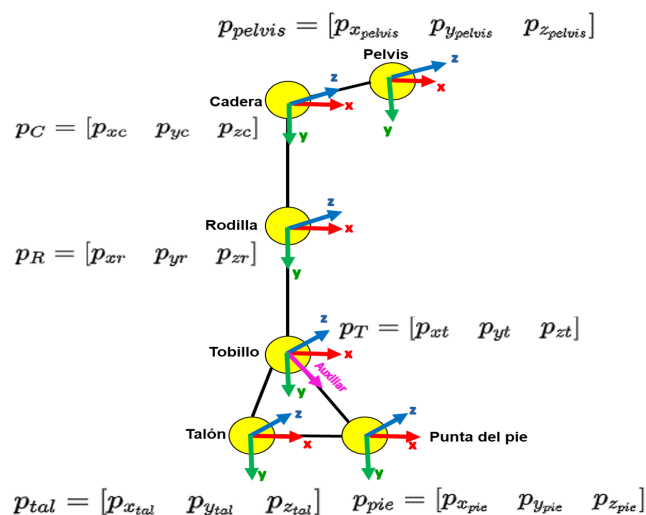


Figura 2.10: Modelo con los vectores de posición y rotación de MediaPipe.

El marco de referencia para el tobillo, se construyó de la siguiente manera. Para el eje y de dicho marco, se calculó una distancia Euclideana d_1 entre la posición del tobillo $p_T = (p_{xt}, p_{yt}, p_{zt})$ y la rodilla $p_R = (p_{xr}, p_{yr}, p_{zr})$.

$$d_1 = \sqrt{(p_{xt} - p_{xr})^2 + (p_{yt} - p_{yr})^2 + (p_{zt} - p_{zr})^2} \quad (2.11)$$

$$y = \left[\frac{(p_{xt} - p_{xr})}{d_1} \quad \frac{(p_{yt} - p_{yr})}{d_1} \quad \frac{(p_{zt} - p_{zr})}{d_1} \right] \quad (2.12)$$

Para el eje z , se obtuvo un vector auxiliar u_{aux} formado por la línea del empeine que va a la punta del pie. Por lo que se calculó la distancia (d_2) entre el tobillo y de la punta del pie $(p_{xpie}, p_{ypie}, p_{zpie})$ y posteriormente se dividieron las diferencias entre ejes y la distancia para hacerlos unitarios.

$$d_2 = \sqrt{(p_{xt} - p_{xp})^2 + (p_{yt} - p_{yp})^2 + (p_{zt} - p_{zp})^2} \quad (2.13)$$

$$Aux = \left[\frac{(p_{xt} - p_{xp})}{d_2} \quad \frac{(p_{yt} - p_{yp})}{d_2} \quad \frac{(p_{zt} - p_{zp})}{d_2} \right] \quad (2.14)$$

Una vez teniendo el vector auxiliar, se calcularon los vectores x y z , mediante producto cruz del vector y y el vector u_{Aux} . Obteniendo la matriz de rotación del tobillo.

$$R_t = [x^t y^t z^t] \quad (2.15)$$

Con la matriz de rotación, se obtuvieron los ángulos de Euler (*Pitch*, *Roll* y *Yaw*), [45].

$$\theta = \arctan \left(\frac{-r_{31}}{\sqrt{r_{11}^2 + r_{21}^2}} \right) \quad (2.16)$$

$$\phi = \arctan 2 \left(\frac{r_{32}}{c_\theta}, \frac{r_{33}}{c_\theta} \right) \quad (2.17)$$

$$\psi = \arctan 2 \left(\frac{r_{21}}{c_\theta}, \frac{r_{11}}{c_\theta} \right) \quad (2.18)$$

Por lo tanto, el vector pose r , el cual es de dimensión 6x1, lo conforman los tres valores de posición del tobillo y los tres ángulos de Euler, [13].

$$r = [p_{xt} \quad p_{yt} \quad p_{zt} \quad \theta \quad \phi \quad \psi]^T \quad (2.19)$$

2.4.2. Derivador de Levant

Para derivar el vector r se propone el derivador de Levant, debido a que este último en las pruebas a comparación de métodos otros métodos de derivación, obtuvo una respuesta más estable, ya que también funciona como un filtro para la señal de entrada. Con esto último se obtiene un vector \dot{r} , que será la entrada para la RNL (Figura 2.11).

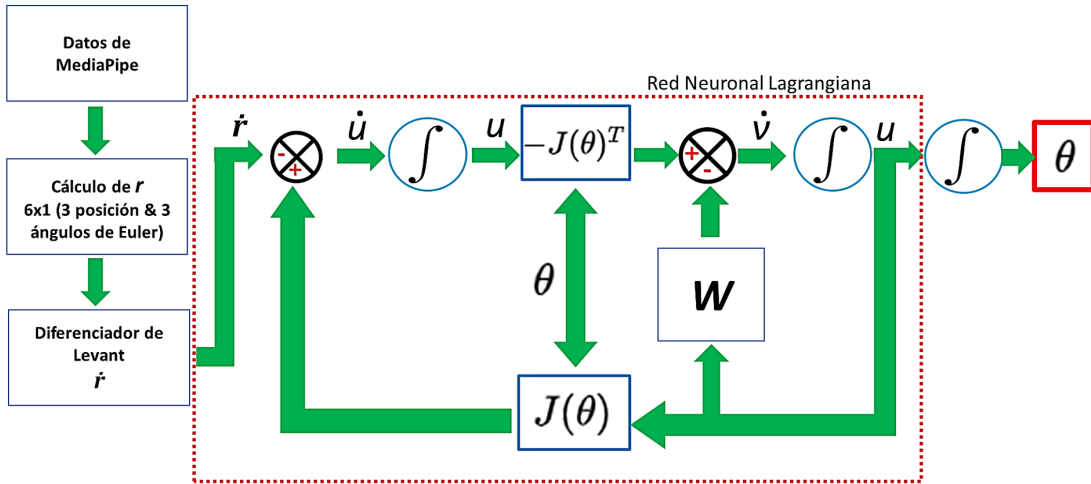


Figura 2.11: Modelo cinemático para la pierna derecha.

2.4.3. Parámetros para la Red Neuronal Lagrangiana

Para la retroalimentación de la RNL, se requiere de un operador que haga un mapeo de la velocidad, en este caso se obtuvo el Jacobiano geométrico a partir del modelo cinemático (Figura 2.9), donde z_i son los vectores unitarios y las de los orígenes (O_1, \dots, O_n) , [18].

$$J = \begin{bmatrix} z_{i-1} \times (O_n - O_{i-1}) \\ z_{i-1} \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

Este Jacobiano es el operador que retroalimenta la red, aproximando los valores del vector de velocidad que ingrese, mediante otros vectores de estado u y v que son las capas ocultas y de salida respectivamente, además de una matriz de identidad para los pesos W , [13]. Las dimensiones para cada parámetro de la red son $J_\theta \in \mathbb{R}^{6 \times n}$, $J_\theta^t \in \mathbb{R}^{n \times 6}$, $u \in \mathbb{R}^{6 \times n}$, $v \in \mathbb{R}^{6 \times n}$, $W \in \mathbb{R}^{n \times n}$, y $\theta \in \mathbb{R}^{n \times 1}$. Y el metacódigo de este proceso se observa a continuación en el Cuadro 2.1.

El rol de la RNL está dada la cinemática diferencial como restricción de la siguiente expresión.

$$\dot{r}(t) = J(\theta(t))\dot{\theta}(t) \quad (2.21)$$

Para determinar los ángulos θ para el vector r , a través de la ecuación 2.21, el vector de velocidad debe ser calculado. Una forma de obtenerlo es dada la ecuación 2.22.

$$\dot{\theta}(t) = J^+(\theta(t))\dot{r}_d(t) + [I - J^+(\theta(t))J(\theta(t))] k(t) \quad (2.22)$$

Donde $J^+(\theta(t))$ es la pseudoinversa de $J(\theta(t))$, $\dot{r}_d(t)$ es el vector de velocidad deseada, I es la matriz de identidad y $k(t)$ es un vector de variables arbitrarias que varían en

```

Input:  $l_{D_0}, l_{D_1}, l_{D_2}, \theta_0, \mathbf{r}$ ;
//position variables, initial condition and
measures //
compute  $\dot{\mathbf{r}}$ ; //Levant differentiator//
while  $\mathbf{t} \leftarrow 1$  //Simulation time//
    compute  $J_\theta$ ; //Geometric Jacobian//
     $\dot{\mathbf{u}} \leftarrow J_\theta - \dot{\mathbf{r}}$ ;
     $\mathbf{u} \leftarrow \int \dot{\mathbf{u}} dt$ ;
     $\dot{\mathbf{v}} \leftarrow (-J_\theta^T)(\mathbf{u}) - \mathbf{W}$ ; //W is a identity matrix //
     $\mathbf{v} \leftarrow \int \dot{\mathbf{v}} dt$ ;
    Output:  $\theta \leftarrow \int \mathbf{v} dt$ ;
end

```

Cuadro 2.1: Metacódigo del proceso de obtención de los ángulos θ de cadera y rodilla a partir de coordenadas cartesianas r resolviendo la RNL, cuya entrada es la derivada \dot{r} .

el tiempo. Otra forma de determinar esto sin la necesidad de usar la pseudoinversa, es resolver el siguiente expresión cuadrática variable en el tiempo, [13].

Minimizar:

$$\frac{1}{2} \dot{\theta}(t)^T W \dot{\theta}(t) \quad (2.23)$$

Sujeta a:

$$J(\theta(t)) \dot{\theta}(t) = \dot{r}_d(t) \quad (2.24)$$

Donde T es el correspondiente a la transpuesta de un operador, y W es una matriz simétrica positiva-definida, [13].

Por lo tanto la ecuación cuadrática que define al Lagrangiano dada la ecuación 2.23 y 2.24, se define como:

$$L(\dot{\theta}(t), \lambda(t)) = \frac{1}{2} \dot{\theta}(t)^T W \dot{\theta}(t) + \lambda(t)^T [J(\theta(t)) \dot{\theta}(t) - \dot{r}_d(t)] \quad (2.25)$$

Donde $\lambda(t)$ es un vector columna de de los multiplicadores Lagrangianos en el tiempo, [13].

Fijando las derivadas parciales a cero, la condición necesaria de Lagrange da lugar finalmente a las siguientes ecuaciones algebraicas variables en el tiempo:

$$W \dot{\theta}(t) + J(\theta(t))^T \lambda(t) = 0 \quad (2.26)$$

$$J(\theta(t)) \dot{\theta}(t) = \dot{r}_d(t) \quad (2.27)$$

Capítulo 3

Diseño de experimentos

En este capítulo se detalla el protocolo de pruebas que realizó cada sujeto para la obtención de sus ángulos, de sus ángulos de cadera y rodilla, además de las consideraciones para la preparación del área de trabajo.

3.1. Área de trabajo

El área para que los sujetos caminen frente a la cámara, tiene una longitud de 3 m x 0.7 m (Figura 3.1). Sin obstáculos, ni objetos de fondo que alteren los datos en el vídeo, mientras que la cámara se encuentra a 2.85 m, a una altura de 0.65 m, con el tripié. La iluminación se mantuvo en un promedio de (358 luxes \mp 10) para todas las pruebas, lo cual, es normal para el nivel de iluminación de una oficina, [19]. Debido a que se colocaron cortinas en las ventanas impidiendo la entrada de luz exterior y la puerta abierta para la ventilación del aire (protocolo Covid 19).

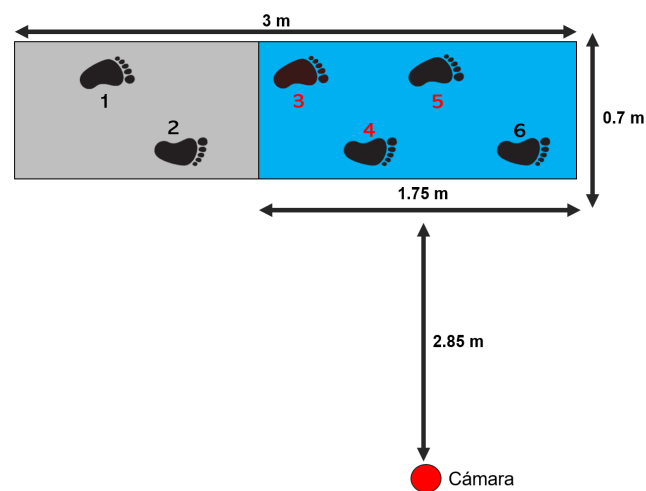


Figura 3.1: Área de trabajo y distribución del equipo.

3.2. Protocolo de pruebas

El protocolo de pruebas está basado en la caminata de los sujetos, para que dentro del cuadro de la cámara, se pueda extraer un fragmento que muestre como se mueven al dar un paso. Esta información es la que se computa para la obtención de la trayectoria angula de su cadera y rodilla al momento de hacer esa acción, ya que se trata de un movimiento de desplazamiento característico de la bipedación dinámica.

En la Figura 3.1, se remarcan dos áreas, además de apreciar la cantidad de pasos que dio cada sujeto al caminar frente a la cámara. El área en gris, marca los pasos que los sujetos dieron para tomar cadencia y entrar al cuadro de la cámara con un movimiento más natural, la cual, dichos pasos están señalados en el área azul. Por lo tanto, cada sujeto camino de izquierda a derecha, frente a la cámara en el plano sagital, por lo cual, los pasos remarcados en rojo (3, 4 y 5) son los que se grabaron en cada vídeo, siendo principalmente el movimiento del **paso 4**, el que se analizó para obtener los ángulos.

Por lo tanto, el protocolo se estableció de la siguiente forma:

1. Se le preguntó a cada sujeto sí, presenta algún antecedente motor (fracturas, discapacidades, o problemas óseos).
2. Se obtienen las medidas antropométricas de cada sujeto empleando una cinta milimétrica. Las medidas tomadas fueron de la longitud de la cadera, la distancia de la cadera a la rodilla, y la distancia de la rodilla al tobillo, para los datos de su modelo cinemático.
3. Se le da la indicación al sujeto de caminar de izquierda a derecha, dentro del área señalada de la Figura 3.1.
4. El sujeto se detiene al dar el paso 6 y junta ambos pies, para esperar indicación, al mismo tiempo que se le tomó el tiempo y la medida de la luz.
5. El sujeto regresa al punto de inicio, para repetir este proceso 5 veces más para obtener 5 grabaciones, que servirán para calcular la media y la desviación estándar.

A continuación se muestran en las Tablas 3.1 y 3.2, los datos de cada sujeto que participó en este protocolo.

Tabla de datos (Sujeto 1 al 5)					
Apartados	Sujeto 1	Sujeto 2	Sujeto 3	Sujeto 4	Sujeto 5
Edad	21	22	38	21	21
Genero	Masculino	Masculino	Masculino	Masculino	Masculino
Peso (Kg)	72	75	94	95	81
Altura (m)	1.72	1.75	1.68	1.7	1.71
Longitud de la cadera (m)	0.375	0.39	0.432	0.44	0.47
Distancia entre cadera y rodilla (m)	0.47	0.485	0.49	0.485	0.48
Distancia entre rodilla a tobillo (m)	0.44	0.46	0.44	0.43	0.435
Numero de Calzado	7(1/2)	7(1/2)	7	8	7(1/2)
¿Hace ejercicio?	Sí, nivel medio	Sí, nivel bajo	Sí, nivel medio	Sí, nivel bajo	Sí, nivel bajo
Antecedentes motores	No	No	No	No	No
Indice de Masa Corporal (IMC)	24.3	24.5	33.3	32.9	27.7

Tabla 3.1: Tabla de datos para los sujetos del 1 al 5.

Tabla de datos (Sujeto 6 al 10)					
Apartados	Sujeto 6	Sujeto 7	Sujeto 8	Sujeto 9	Sujeto 10
Edad	22	20	22	21	39
Genero	Masculino	Masculino	Femenino	Masculino	Femenino
Peso (Kg)	80	50	46	64	50
Altura (m)	1.77	1.69	1.6	1.74	1.55
Longitud de la cadera (m)	0.45	0.37	0.32	0.385	0.425
Distancia entre cadera y rodilla (m)	0.435	0.495	0.46	0.53	0.495
Distancia entre rodilla a tobillo (m)	0.46	0.41	0.44	0.445	0.37
Numero de Calzado	8	7	3(1/2)	7	4
¿Hace ejercicio?	Sí, nivel medio	No	Sí, nivel medio	Sí, nivel alto	Sí, nivel bajo
Antecedentes motores	No	Caja torácica no esta recta	Problemas de rodilla durante la secundaria	No	En 2005 sufrió fractura en el brazo y escoliosis leve
Indice de Masa Corporal (IMC)	25.5	17.5	18	21.1	18

Tabla 3.2: Tabla de datos para los sujetos del 6 al 10.

Finalmente, una vez adquiridos los datos de los cinco vídeos, se procedió a seleccionar solo el segmento donde se pueda apreciar la trayectoria de la cadera y la rodilla al dar el movimiento del paso 4 (Figura 3.1).

1. Trayectoria de la cadera: Inicia en 45° y termina en -22° aproximadamente.
2. Trayectoria de la rodilla: Inicia en 0° y termina en -22° aproximadamente.
3. Ambas trayectorias alrededor de un segundo, por lo que al momento de ingresar en la red Lagrangiana se espera una aproximación a esta trayectoria.

Por lo que, la trayectoria a analizar fue similar al movimiento de un péndulo que va de derecha a izquierda (Figura 3.2).

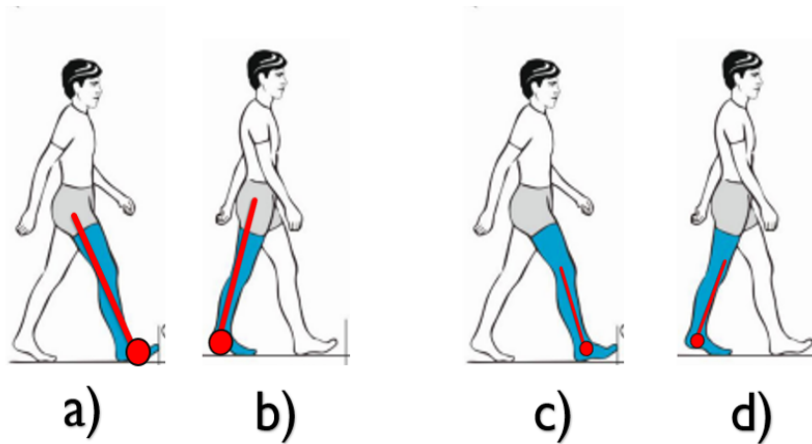


Figura 3.2: Trayectoria de la cadera (a) y (b) y la rodilla (c) y (d), que se tomaron para el análisis en los vídeos de cada sujeto.

3.2.1. Comparación con datos sintéticos

En la Figura 2.1 en el inciso e, se hace una comparación con los datos de MediaPipe y derivados por el diferenciador de Levant, con datos sintéticos que fueron obtenidos con la cinemática directa del modelo cinemático (Figura 2.9). El objetivo de este apartado es comprobar el funcionamiento de la red, por lo que, cada modelo cinemático de los sujetos, se calculó una trayectoria con base en la de la Figura (3.2), para estar en igualdad con los datos de MediaPipe, y verificar si los datos son lógicos de acuerdo al movimiento. Además de observar si existen factores que influyan en los resultados.

1. El primer método, se basa en obtener los datos sintéticos de la posición y rotación para de igual manera formar un vector pose, que será derivado por el diferenciador de Levant, y obtener nuevamente un vector de velocidades para ingresarlo en la RNL.

2. El segundo método, calcula directamente el vector velocidad, multiplicando el Jacobiano geométrico (Ecuación 2.20), por un vector de velocidad, dejando de lado el diferenciador de Levant, e ingresando este vector directamente en la RNL, [46].

$$\dot{r} = J\dot{\theta} \tag{3.1}$$

En resumen, la diferencia de estos métodos al de MediaPipe, solo es la forma de obtención de los datos que formaran el vector de velocidad para la RNL. Todo el proceso de la RNL, se mantiene igual para los tres casos, sin embargo, los datos sintéticos son de gran importancia para aproximar un resultado deseado o estimado, por lo mismo que se mencionaba acerca de considerar referenciales fijos, por lo que su interpretación no es considerada como el resultado ideal.

Capítulo 4

Resultados

En este capítulo se exponen los resultados obtenidos por la salida de la RNL, considerando la trayectoria propuesta en el protocolo, la detección del esqueleto y los resultados de la cinemática directa por cada sujeto.

4.1. Detección del esqueleto

En esta sección se tienen las observaciones de los vídeos tomados a cada sujeto, la fidelidad de la detección de MediaPipe, el nivel de lux de su prueba y las imágenes de la detección del esqueleto de cada uno. De acuerdo al capítulo 2, se empleó la cámara de un celular, específicamente un Xiaomi Redmi 9 de 4gb de RAM con procesador Mediatek Helio g80. Este dispositivo cuenta con una cámara principal de 13 Mpx, con grabación de vídeo a 30 fps con resolución de 1080x1920, mientras que el equipo de cómputo para el procesamiento de los vídeos fue una laptop Dell inspiron 14 con intel i5 de 7ma generación y 8 gb de RAM.

Los datos antropométricos de cada uno de los sujetos se encuentran en la Tabla ??.

4.1.1. Resultados de la detección de cada esqueleto

En la prueba del sujeto 1, no se presentó ningún problema en la detección de las articulaciones (Figura 4.1), para las cinco replicas que posteriormente se usaron para calcular los datos de la RNL y el modelo cinemático. El manejo de las luces por parte de la cámara se mantuvo estable, ya que la ropa del sujeto 1 no hacía un contraste directo con el fondo. El nivel de iluminación en el momento de la prueba fue de 362 luxes. De igual forma del el sujeto 2 al 5, tampoco se presentaron problemas significativos en la detección de los puntos de sus esqueletos, el manejo de las luces de la cámara fue muy estable en sus grabaciones, por lo que en sus cinco réplicas tampoco presentaron aumentos de brillo u oscurecimientos repentinos, mientras que el nivel de iluminación para esta prueba fue de 363 luxes para el sujeto 2 (Figura 4.2), 367 luxes para el sujeto 3 (Figura 4.3), 364 luxes para el sujeto 4 (Figura 4.4), y 356

luxes para el sujeto 5 (Figura 4.5). En el caso del sujeto 6 (Figura 4.6) cuatro de las cinco réplicas se efectuaron sin problema, ya que específicamente en la tercer replica, se presentó un desfase de la detección del tobillo en un instante del tiempo después del inicio (Figura 4.7). Esto es debido a que la iluminación de esta prueba (358 luxes), en contraste con el color de la ropa y la resolución de la cámara, MediaPipe, tuvo problemas para diferenciar la pierna derecha, pasando por unos instantes a la detección a la pierna izquierda. Posteriormente, los sujetos 7 (Figura 4.8) y sujeto 8 ((Figura 4.9) no presentaron ningún problema en la detección, de igual forma sin aumento de brillo, ni desfases de la detección por el color de ropa con el fondo. El nivel de lux para las pruebas de estos sujetos fue de 360 y 345 luxes respectivamente. Sin embargo, el sujeto 9 ((Figura 4.10) solo obtuvo dos réplicas sin problemas de detección, debió a que durante la primera, segunda y quinta réplica, se presentó nuevamente un desfase de la detección del tobillo (Figura 4.11). Este fue el sujeto con más observaciones relacionadas con la detección de MediaPipe, ya que al igual que con el sujeto 6, son causados por el contraste de la ropa del sujeto y la iluminación de la habitación que estuvo en 351 luxes en conjunto con la baja resolución de la cámara. Por otra parte, el sujeto 10, a diferencia de este último caso, fue el más estable en su detección, es decir, se observó una detección muy fluida y natural (Figura 4.12). A pesar de que la ropa del sujeto 10 se asemeja al color del fondo, MediaPipe no tuvo problemas para la detección de su esqueleto. El manejo de las luces se mantuvo estable, mientras que en nivel de la iluminación en la habitación para esta prueba fue de 348 luxes.

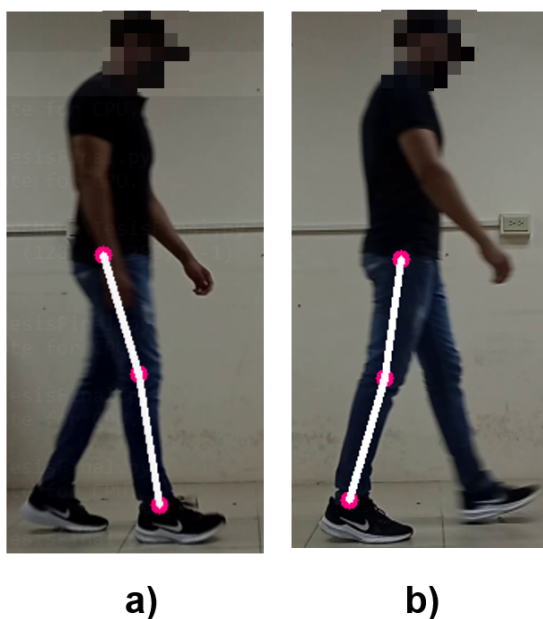


Figura 4.1: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 1, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.

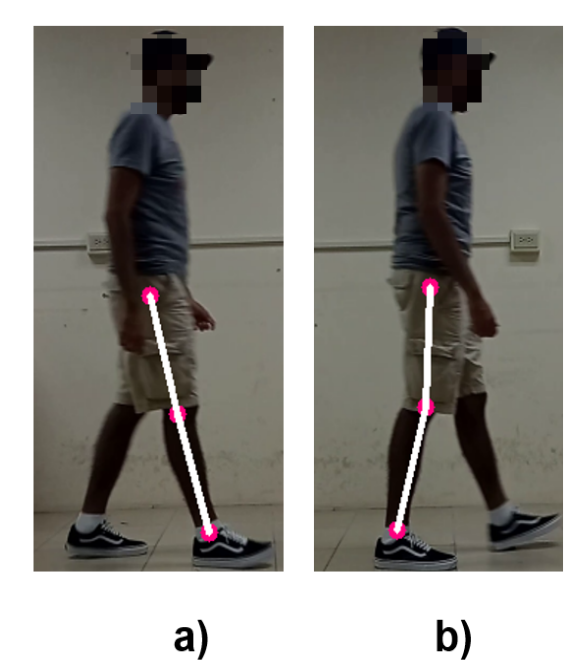


Figura 4.2: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 2, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.

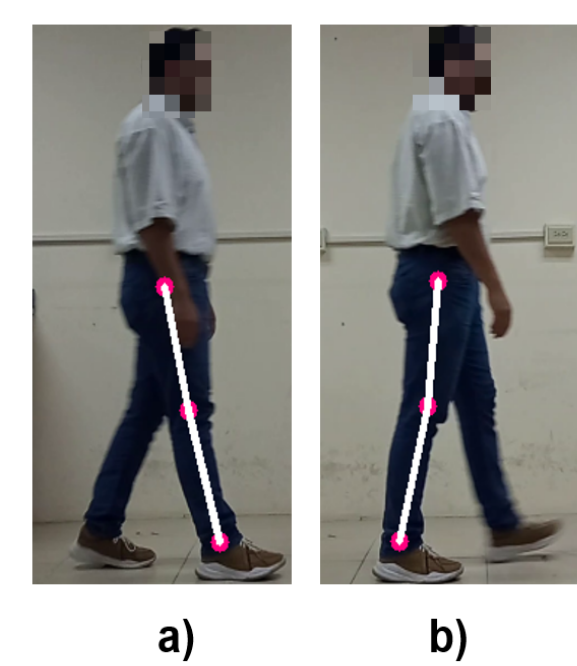


Figura 4.3: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 3, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.

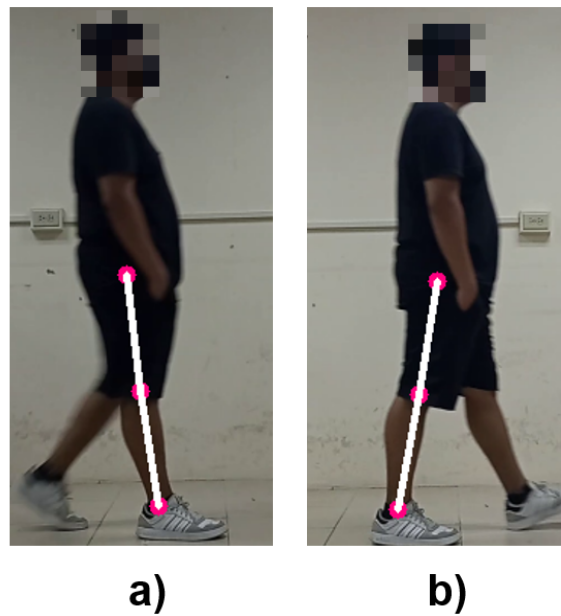


Figura 4.4: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 4, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.



Figura 4.5: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 5, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.

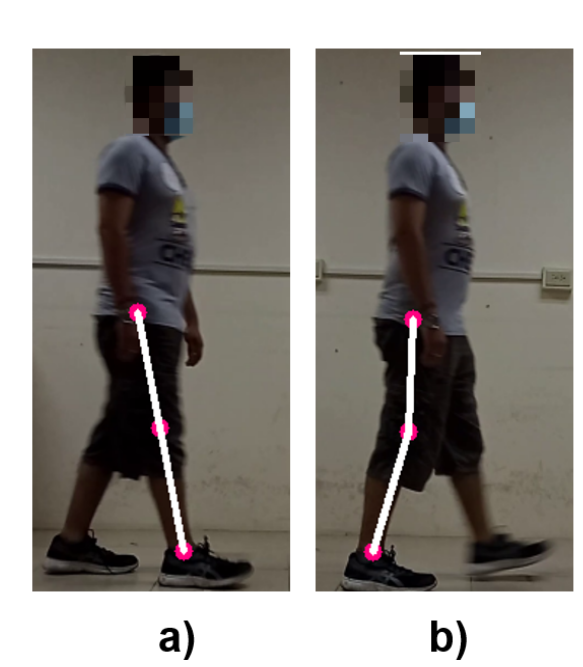


Figura 4.6: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 6, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.



Figura 4.7: desfase del tobillo para el sujeto 6 (replica 3).

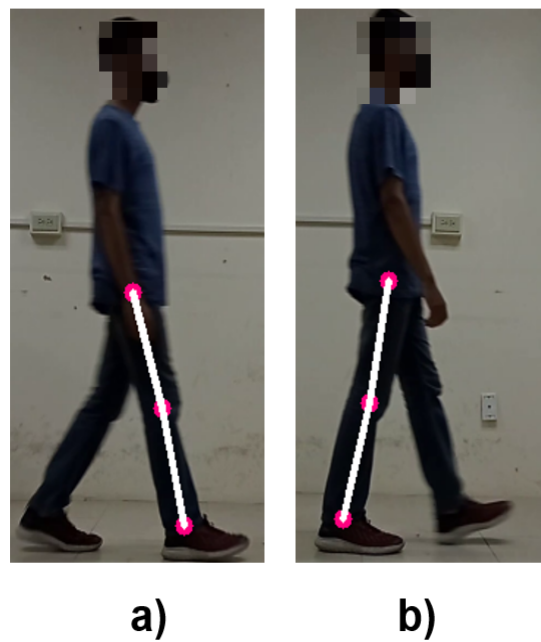


Figura 4.8: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 7, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.



Figura 4.9: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 8, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.

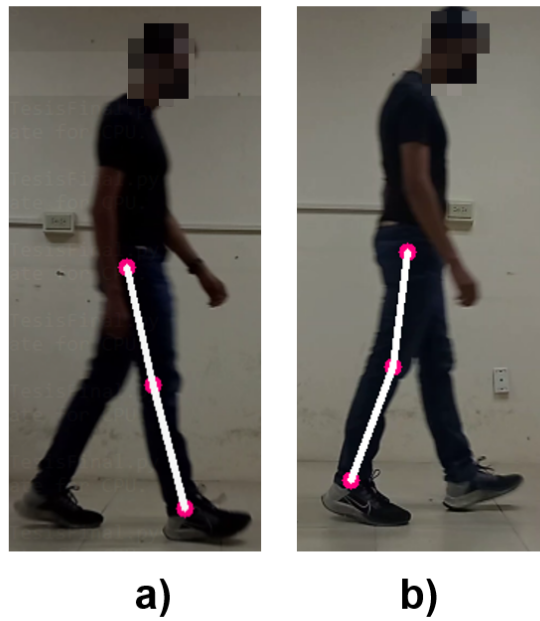


Figura 4.10: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 9, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.

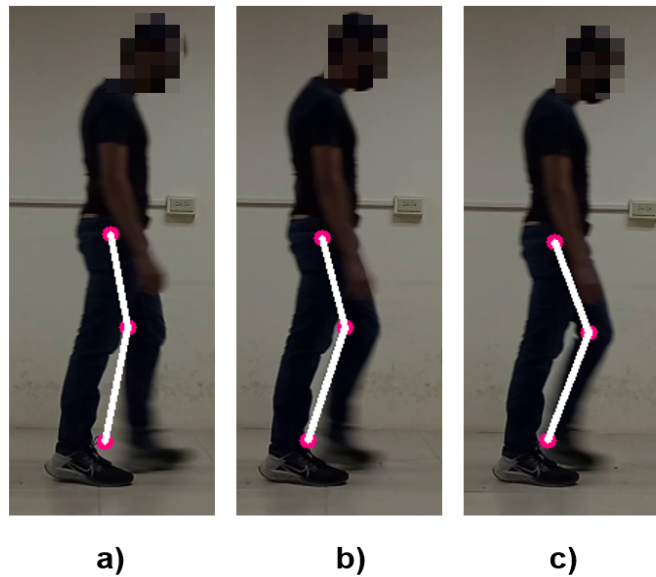


Figura 4.11: desfase del tobillo para el sujeto 9. a) Primer replica. b) Segunda replica. c) Quinta replica.

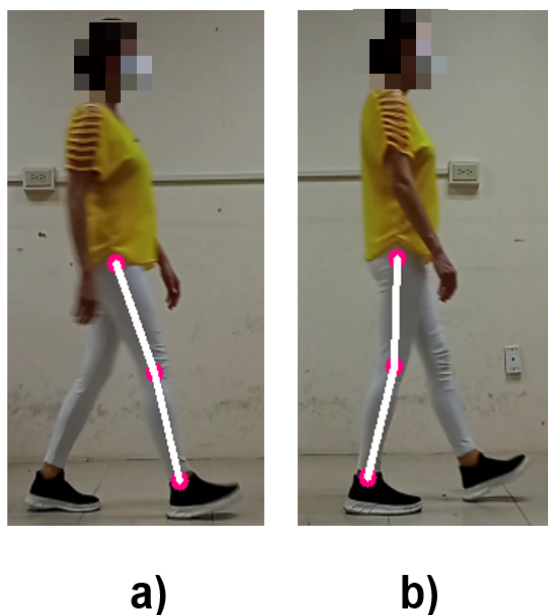


Figura 4.12: Detección de los puntos de las articulaciones para el sujeto 10, con base en la trayectoria del protocolo. a) Posición inicial. b) Posición final.

4.2. Resultados de la cinemática directa

A continuación se presentan las tablas de los parámetros para el algoritmo de DH de cada sujeto, y los resultados de la cinemática directa con los Jacobianos geométricos, de acuerdo a las medidas antropométricas de cada sujeto.

4.2.1. Sujeto 1

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.1875m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.47m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.44m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.1: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 1.

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.8407 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3482 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.1875 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$$J = \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & -0.1556 & 0 & 0.1556 & 0.1333 & 0.1333 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.3756 & 0 & 0.3756 & 0.3217 & 0.3217 \\ -0.9100 & 0 & 0.1684 & 0 & -0.1684 & 0.8407 & 0.8407 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

4.2.2. Sujeto 2

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.195m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.485m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.46m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.2: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 2.

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.8731 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3616 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.1950 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & -0.1626 & 0 & 0.1626 & 0.1384 & 0.1384 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.3926 & 0 & 0.3926 & 0.3341 & 0.3341 \\ -0.9450 & 0 & 0.1760 & 0 & -0.1760 & 0.8731 & 0.8731 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

4.2.3. Sujeto 3

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.216m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.49m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.44m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.3: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 3.

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.8592 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3559 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.2160 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & -0.1556 & 0 & 0.1556 & 0.1362 & 0.1362 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.3756 & 0 & 0.3756 & 0.3288 & 0.3288 \\ -0.9300 & 0.0000 & 0.1684 & 0 & -0.1684 & 0.8592 & 0.8592 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

4.2.4. Sujeto 4

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.8453 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3502 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.2200 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & -0.1520 & 0 & 0.1520 & 0.1340 & 0.1340 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.3670 & 0 & 0.3670 & 0.3235 & 0.3235 \\ -0.9150 & -0.0000 & 0.1646 & 0 & -0.1646 & 0.8453 & 0.8453 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.22m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.485m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.43m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.4: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 4.

4.2.5. Sujeto 5

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.235m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.48m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.435m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.5: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 5.

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.8453 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3502 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.2350 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & -0.1538 & 0 & 0.1538 & 0.1340 & 0.1340 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.3713 & 0 & 0.3713 & 0.3235 & 0.3235 \\ -0.9150 & -0.0000 & 0.1665 & 0 & -0.1665 & 0.8453 & 0.8453 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

4.2.6. Sujeto 6

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.225m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.435m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.46m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.6: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 6.

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.8269 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3425 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.2250 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.0000 & -0.0000 & -0.1626 & 0 & 0.1626 & 0.1311 & 0.1311 \\ 0.0000 & -0.0000 & -0.3926 & 0 & 0.3926 & 0.3164 & 0.3164 \\ -0.8950 & 0 & 0.1760 & 0 & -0.1760 & 0.8269 & 0.8269 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

4.2.7. Sujeto 7

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.8361 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3463 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.1850 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.0000 & -0.0000 & -0.1450 & 0 & 0.1450 & 0.1325 & 0.1325 \\ 0.0000 & -0.0000 & -0.3500 & 0 & 0.3500 & 0.3200 & 0.3200 \\ -0.9050 & 0 & 0.1569 & 0 & -0.1569 & 0.8361 & 0.8361 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.185m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.495m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.41m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.7: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 7.

4.2.8. Sujeto 8

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.16m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.46m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.44m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.8: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 8.

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.8315 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3444 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.1600 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.0000 & -0.0000 & -0.1556 & 0 & 0.1556 & 0.1318 & 0.1318 \\ 0.0000 & -0.0000 & -0.3756 & 0 & 0.3756 & 0.3182 & 0.3182 \\ -0.9000 & -0.0000 & 0.1684 & 0 & -0.1684 & 0.8315 & 0.8315 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

4.2.9. Sujeto 9

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.1925m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.53m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.445m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.9: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 9.

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.9008 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3731 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.1925 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & -0.1573 & 0 & 0.1573 & 0.1428 & 0.1428 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.3798 & 0 & 0.3798 & 0.3447 & 0.3447 \\ -0.9750 & 0 & 0.1703 & 0 & -0.1703 & 0.9008 & 0.9008 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

4.2.10. Sujeto 10

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.7992 \\ -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & -0.3310 \\ 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & 0.2125 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

$$T_0^7 = \begin{bmatrix} 0.0000 & -0.0000 & -0.1308 & 0 & 0.1308 & 0.1267 & 0.1267 \\ 0.0000 & -0.0000 & -0.3158 & 0 & 0.3158 & 0.3058 & 0.3058 \\ -0.8650 & 0 & 0.1416 & 0 & -0.1416 & 0.7992 & 0.7992 \\ 0.3827 & 0.9239 & -0.1464 & 0.9239 & -0.1464 & 0.3536 & 0.3536 \\ 0.9239 & -0.3827 & -0.3536 & -0.3827 & -0.3536 & 0.8536 & 0.8536 \\ 0.0000 & 0.0000 & -0.9239 & 0.0000 & -0.9239 & -0.3827 & -0.3827 \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

Articulación	a	α	d	θ
1	0	$-\pi/2$	0.2125m	θ_1
2	0	$\pi/2$	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0	$\pi/2$	0.495m	$\theta_3 + \pi/2$
4	0	$-\pi/2$	0	θ_4
5	0	$\pi/2$	0.37m	θ_5
6	0	$\pi/2$	0	$\theta_6 + \pi/2$
7	0	0	0	θ_7

Tabla 4.10: Tabla de los parámetros de DH para el sujeto 10.

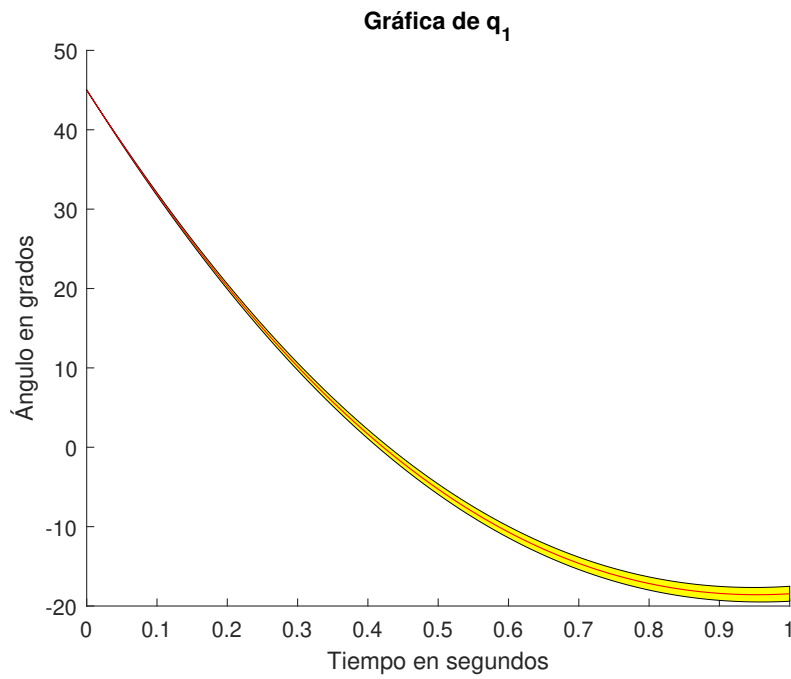
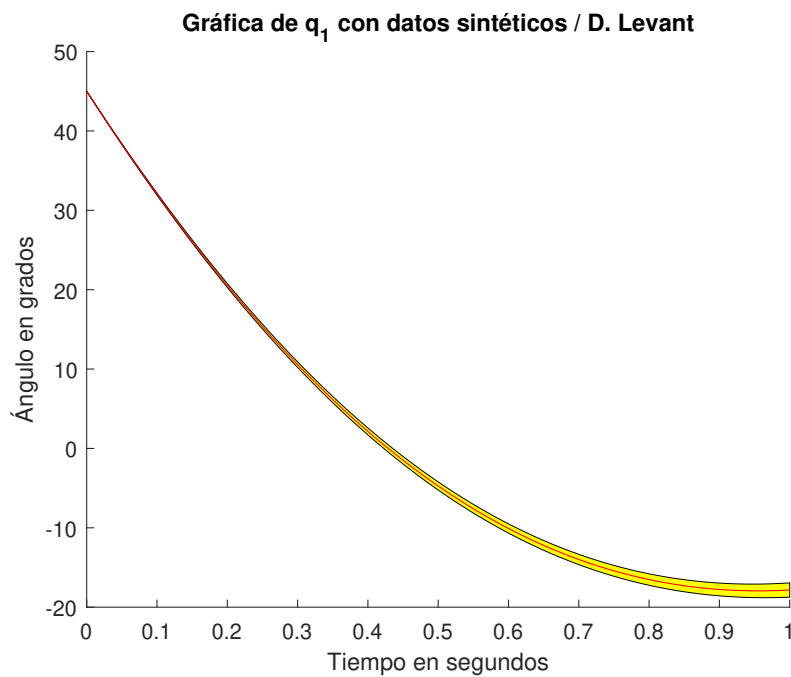
4.3. Estimación de las trayectorias angulares para la cadera y rodilla

A continuación se muestran las trayectorias angulares del promedio de los diez sujetos para cada método. De acuerdo al modelo cinemático (Figura 2.9), de los tres GDL que conforman a la cadera, solo q_1 está habilitado, y para la rodilla solo es un GDL, es decir, q_4 . La trayectoria para el análisis es de 45° a -22° para q_1 y para q_4 de 0° (sin flexión) hasta -22° . Las áreas sombreadas en amarillo de cada gráfica muestran la desviación estándar.

4.3.1. Estimación para q_1

Para el método de MediaPipe empleando el diferenciador de Levant, q_1 inicio en 45° y termino en -18.52° (Figura 4.13). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0165° .

Para el método de con datos sintéticos, empleando el diferenciador de Levant, q_1 inicio en 45° y termino en -17.85° (Figura 4.14). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0157° .

Figura 4.13: Estimación de q_1 mediante MediaPipe/Levant.Figura 4.14: Estimación de q_1 mediante D. sintéticos/Levant.

Para el método con datos sintéticos calculando directamente el vector de velocidad (Cinemática diferencial) y sin utilizar Levant, q_1 inicio en 45° y termino en -21.93°

(Figura 4.15). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0130° .

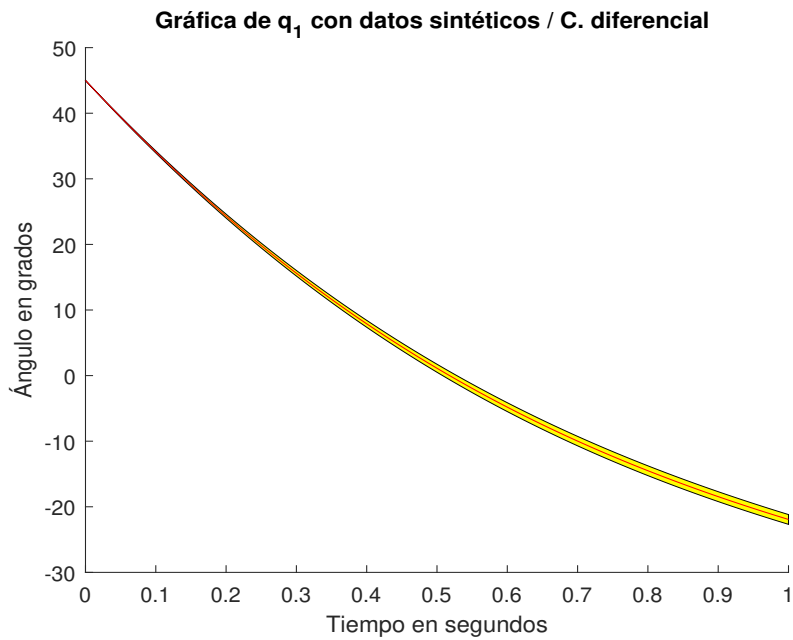
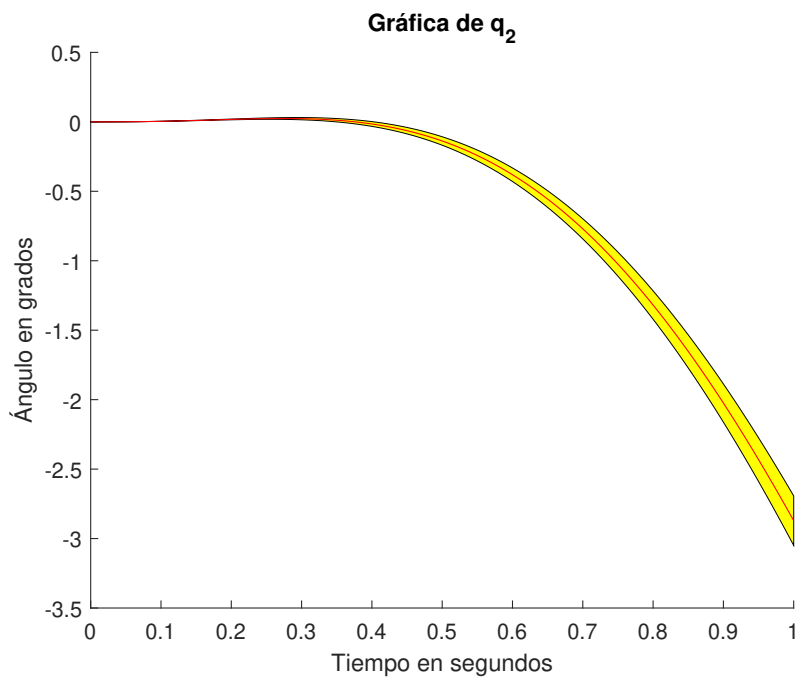
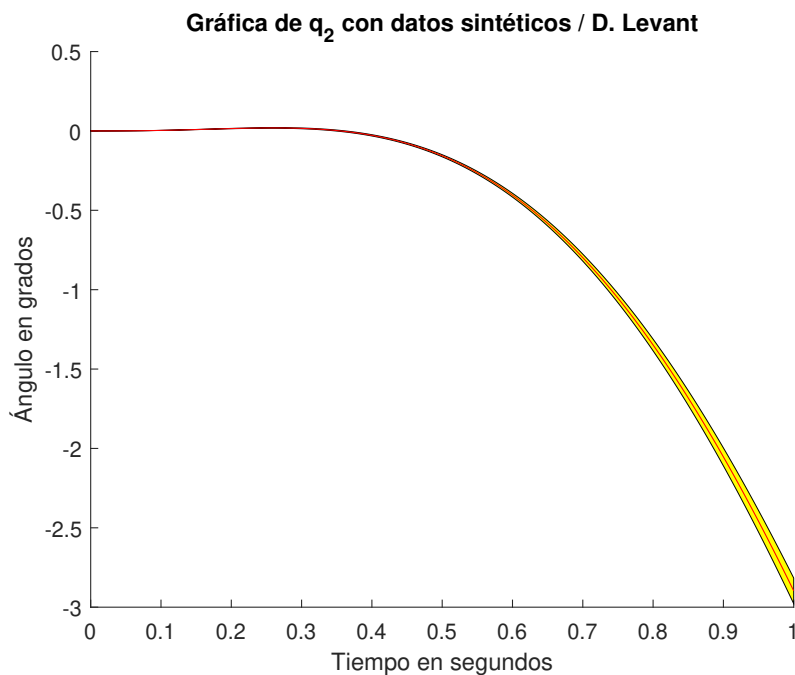


Figura 4.15: Estimación de q_1 mediante D. sintéticos/C. diferencial.

4.3.2. Estimación para q_2

Para el método de MediaPipe empleando el diferenciador de Levant, q_2 inicio en 0° y termino en -2.79° (Figura 4.16). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0031° .

Para el método de con datos sintéticos empleando el diferenciador de Levant, q_2 inicio en 0° y termino en -2.87° (Figura 4.17). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0014° .

Figura 4.16: Estimación de q_2 mediante MediaPipe/Levant.Figura 4.17: Estimación de q_2 mediante D. sintéticos/Levant.

Para el método con datos sintéticos y cinemática diferencial, q_2 inicio en 0° y termino en -0.227° (Figura 4.18). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.4601° .

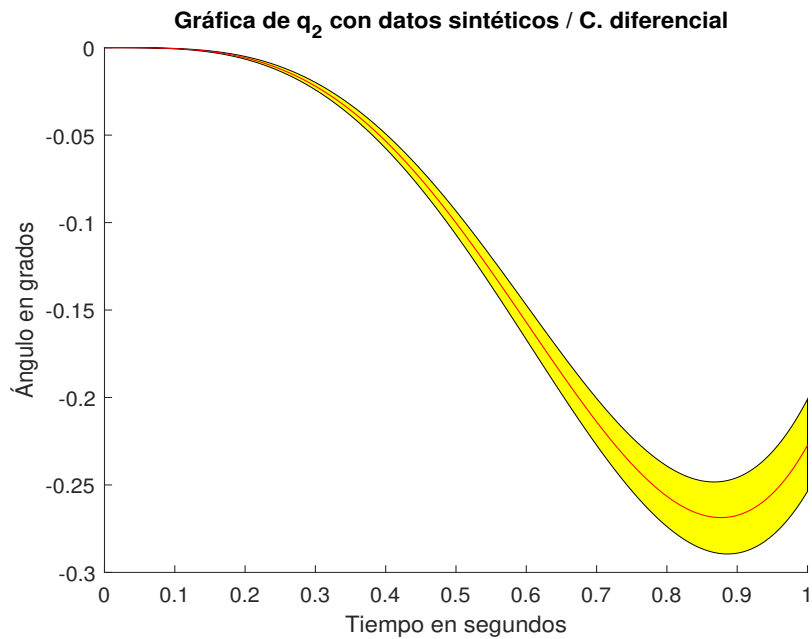
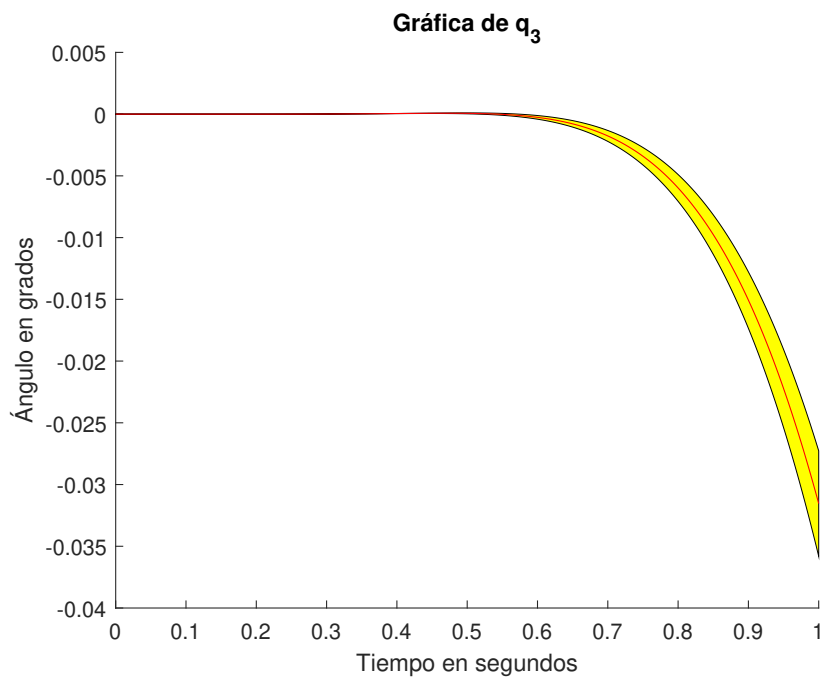
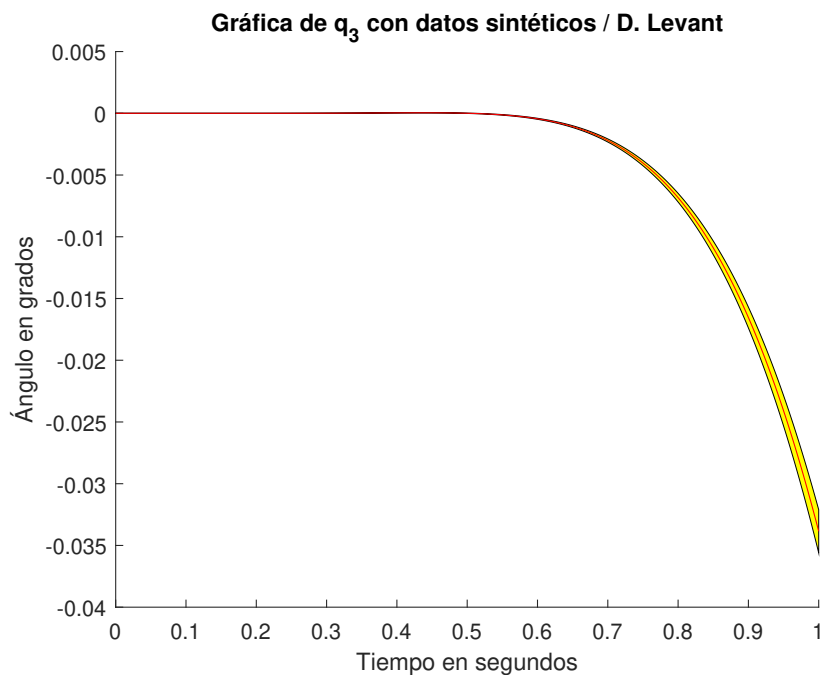


Figura 4.18: Estimación de q_2 mediante D. sintéticos/C. diferencial.

4.3.3. Estimación para q_3

Para el método de MediaPipe empleando el diferenciador de Levant, q_3 inicio en 0° y termino en -0.03112° (Figura 4.19). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.8079° .

Para el método de con datos sintéticos empleando el diferenciador de Levant, q_3 inicio en 0° y termino en -0.032° (Figura 4.20). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.3045° .

Figura 4.19: Estimación de q_3 mediante MediaPipe/Levant.Figura 4.20: Estimación de q_3 mediante D. sintéticos/Levant.

Para el método con datos sintéticos y cinemática diferencial, q_3 inicio en 0° y termino en -0.002° (Figura 4.21). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.1712° .

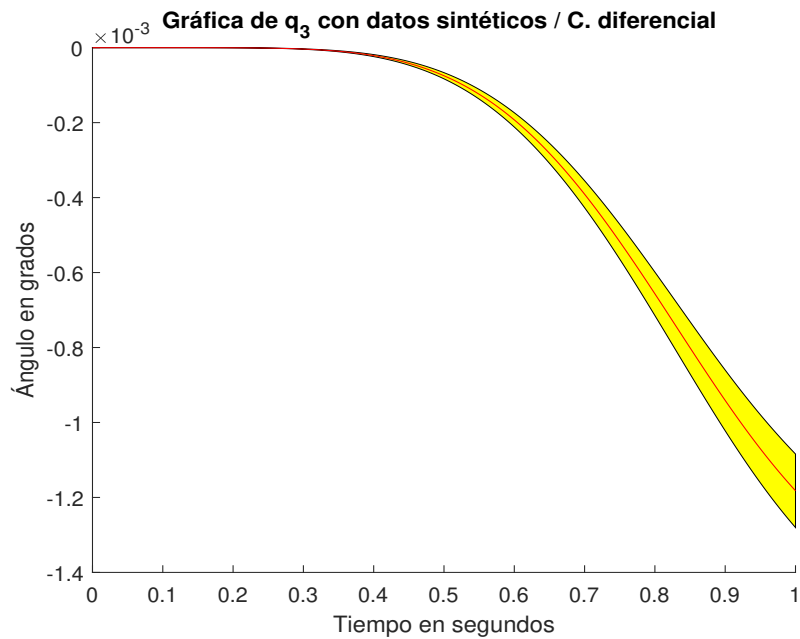
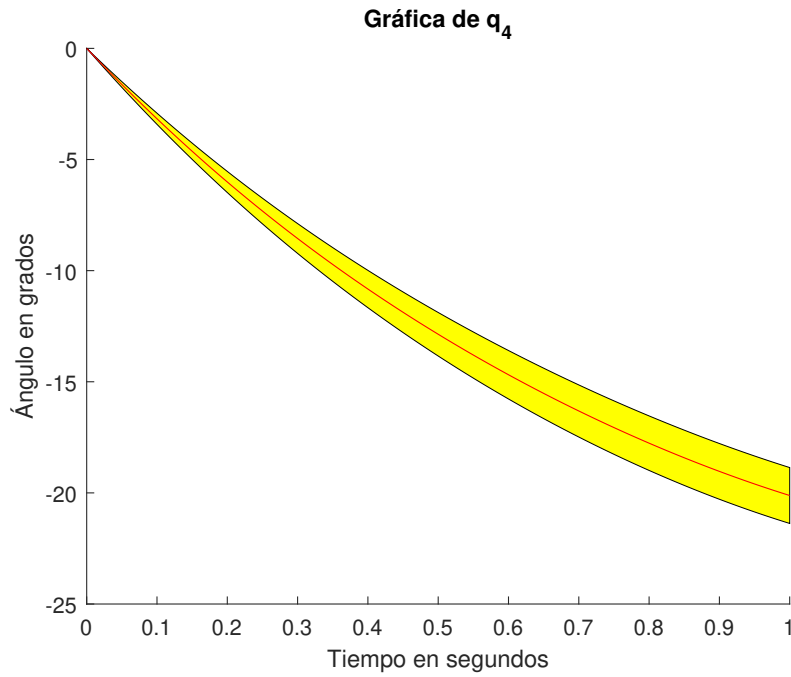
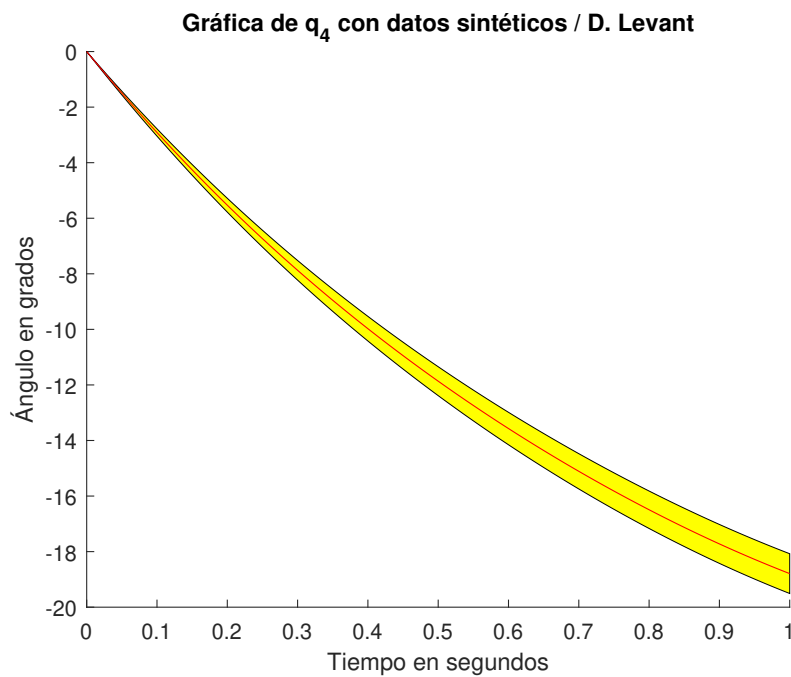


Figura 4.21: Estimación de q_3 mediante D. sintéticos/C. diferencial.

4.3.4. Estimación para q_4

Para el método de MediaPipe empleando el diferenciador de Levant, q_4 inicio en 0° y termino en -20.31° (Figura 4.22). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0219° .

Para el método de con datos sintéticos empleando el diferenciador de Levant, q_4 inicio en 0° y termino en -18.79° (Figura 4.23). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0125° .

Figura 4.22: Estimación de q_4 mediante MediaPipe/Levant.Figura 4.23: Estimación de q_4 mediante D. sintéticos/Levant.

Para el método con datos sintéticos y cinemática diferencial, q_4 inicio en 0° y termino en -22.03° (Figura 4.24). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0077° .

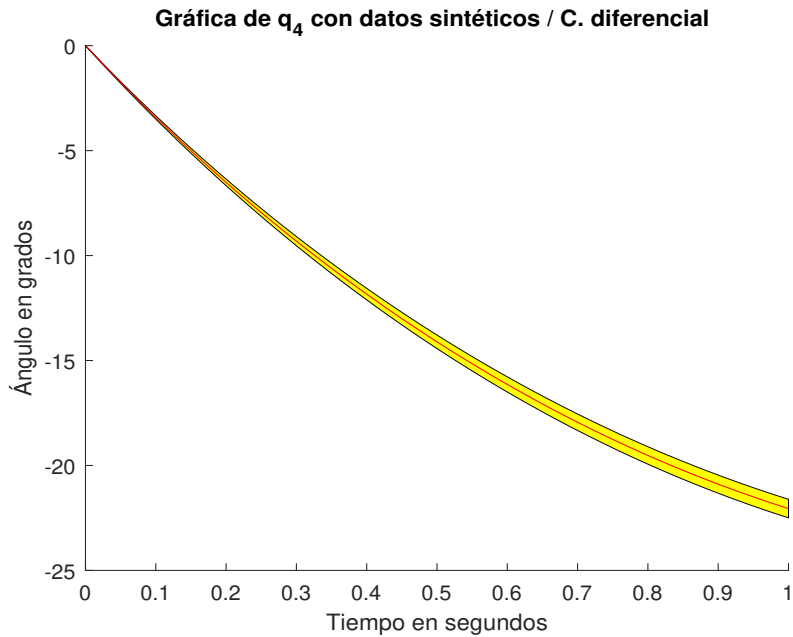
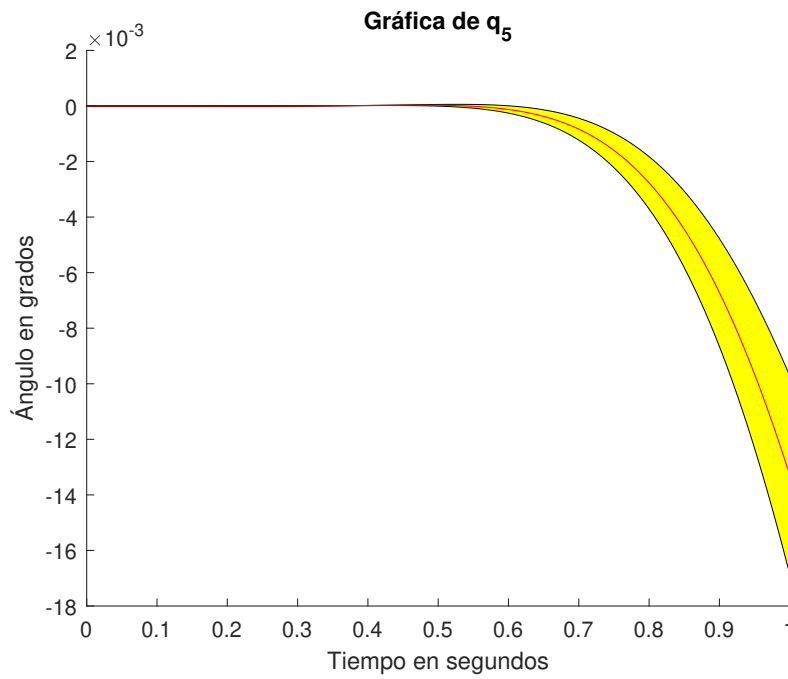
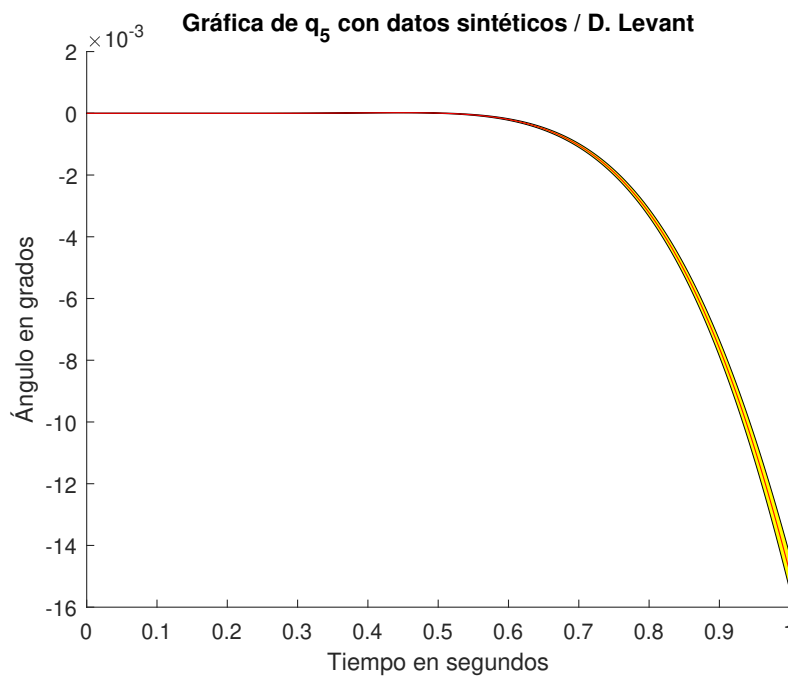


Figura 4.24: Estimación de q_4 mediante D. sintéticos/C. diferencial.

4.3.5. Estimación para q_5

Para el método de MediaPipe empleando el diferenciador de Levant, q_5 inicio en 0° y termino en -0.0123° (Figura 4.25). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.6234° .

Para el método de con datos sintéticos empleando el diferenciador de Levant, q_5 inicio en 0° y termino en -0.014° (Figura 4.26). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.9969° .

Figura 4.25: Estimación de q_5 mediante MediaPipe/Levant.Figura 4.26: Estimación de q_5 mediante D. sintéticos/Levant.

Para el método con datos sintéticos y cinemática diferencial, q_5 inicio en 0° y termino en -0.0009° (Figura 4.27). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.3175° .

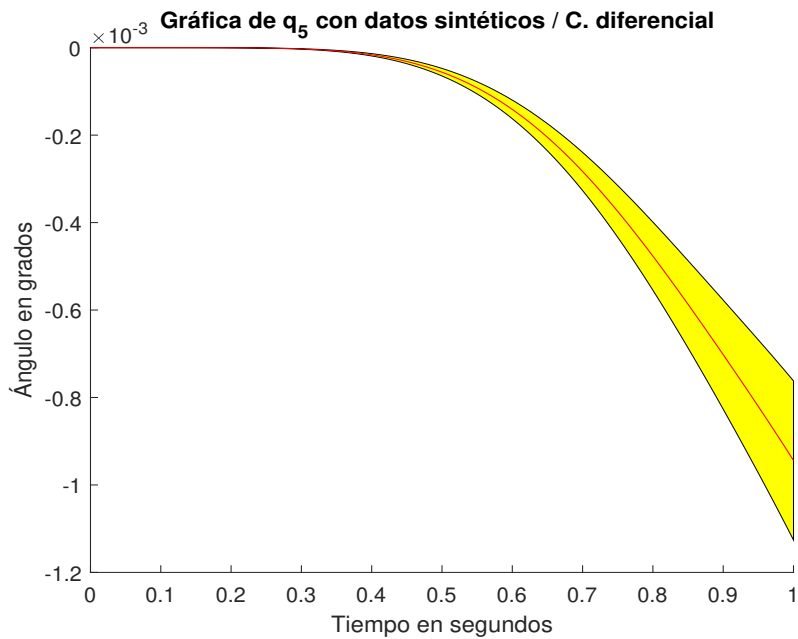
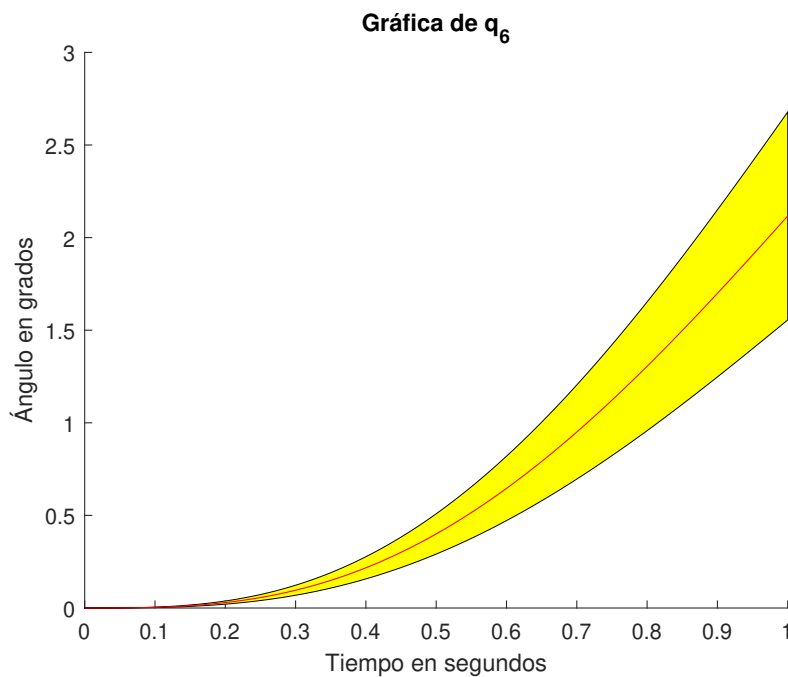
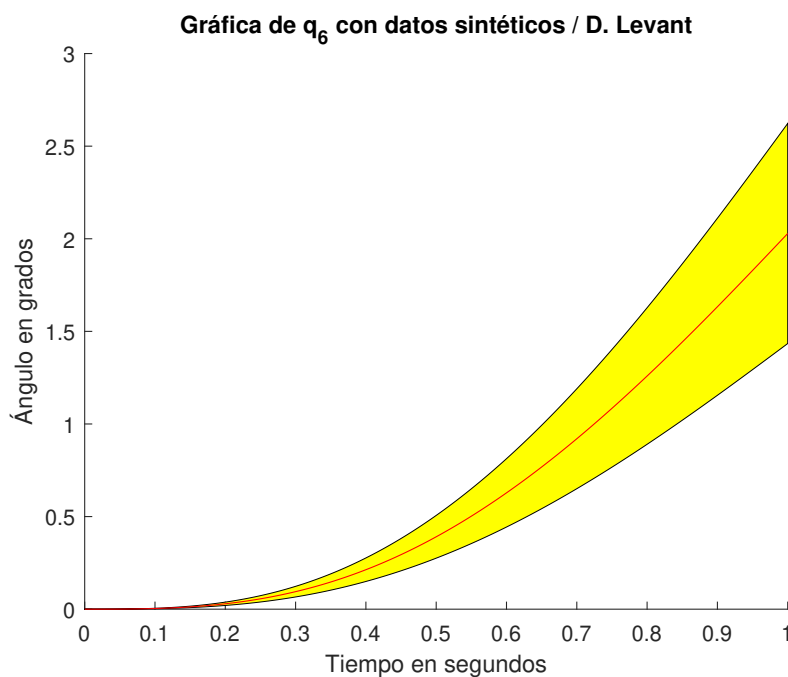


Figura 4.27: Estimación de q_5 mediante D. sintéticos/C. diferencial.

4.3.6. Estimación para q_6

Para el método de MediaPipe empleando el diferenciador de Levant, q_6 inicio en 0° y termino en -2.254° (Figura 4.28). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0098° .

Para el método de con datos sintéticos empleando el diferenciador de Levant, q_6 inicio en 0° y termino en -2.02° (Figura 4.29). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0104° .

Figura 4.28: Estimación de q_6 mediante MediaPipe/Levant.Figura 4.29: Estimación de q_6 mediante D. sintéticos/Levant.

Para el método con datos sintéticos y cinemática diferencial, q_6 inicio en 0° y termino en -0.94° (Figura 4.30). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0028° .

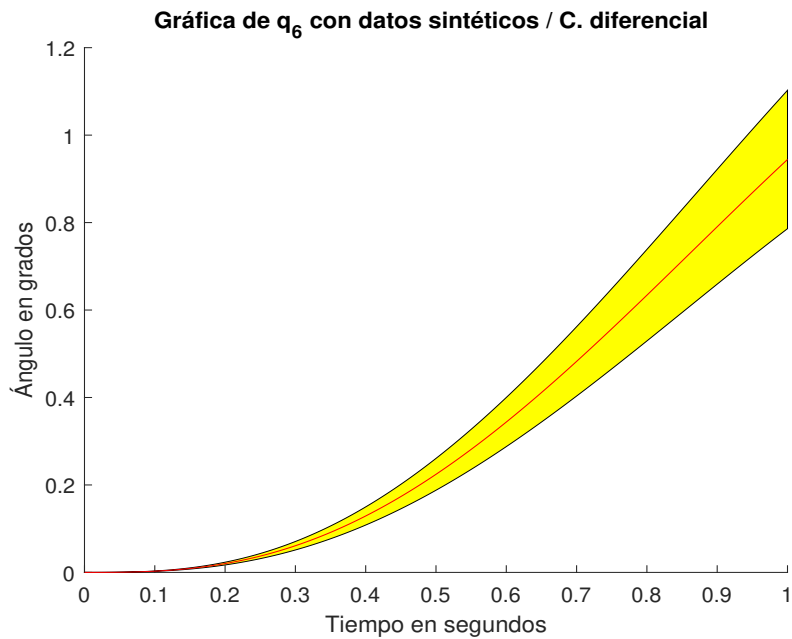
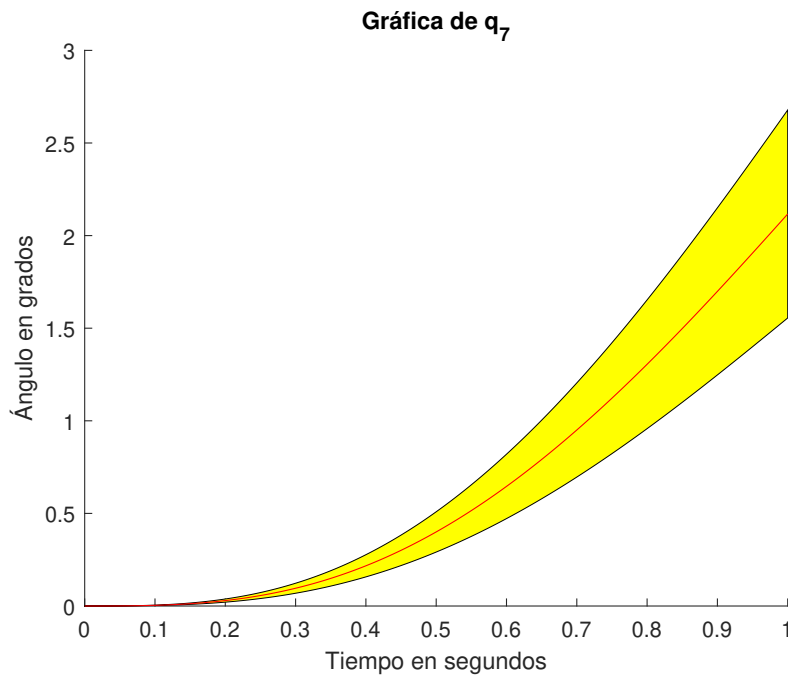
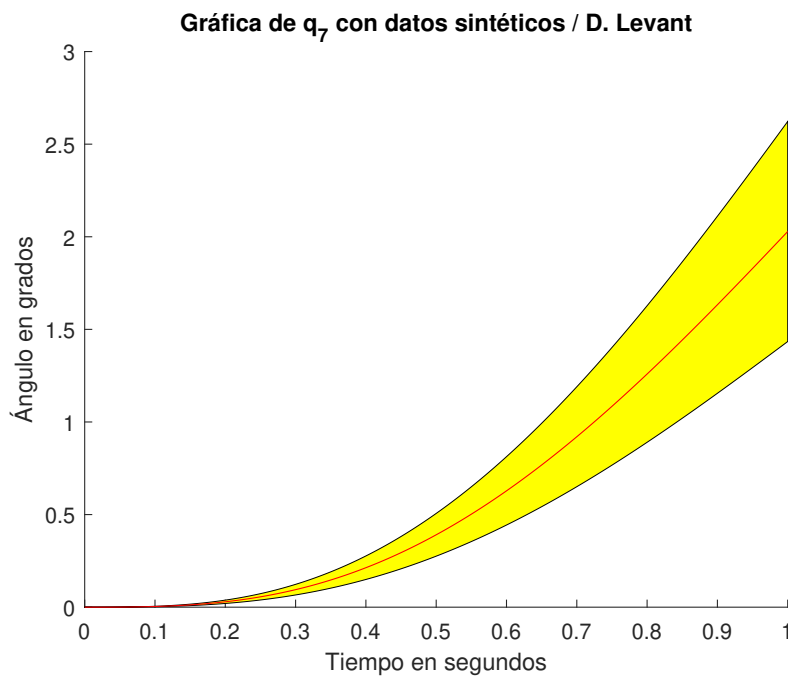


Figura 4.30: Estimación de q_6 mediante D. sintéticos/C. diferencial.

4.3.7. Estimación para q_7

Para el método de MediaPipe empleando el diferenciador de Levant, q_7 inicio en 0° y termino en -0.225° (Figura 4.31). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0098° .

Para el método de con datos sintéticos empleando el diferenciador de Levant, q_7 inicio en 0° y termino en -2.05° (Figura 4.32). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0104° .

Figura 4.31: Estimación de q_7 mediante MediaPipe/Levant.Figura 4.32: Estimación de q_7 mediante D. sintéticos/Levant.

Para el método con datos sintéticos y cinemática diferencial, q_7 inicio en 0° y termino en -0.016° (Figura 4.33). La desviación estándar varía desde 0.0001° a 0.0028° .

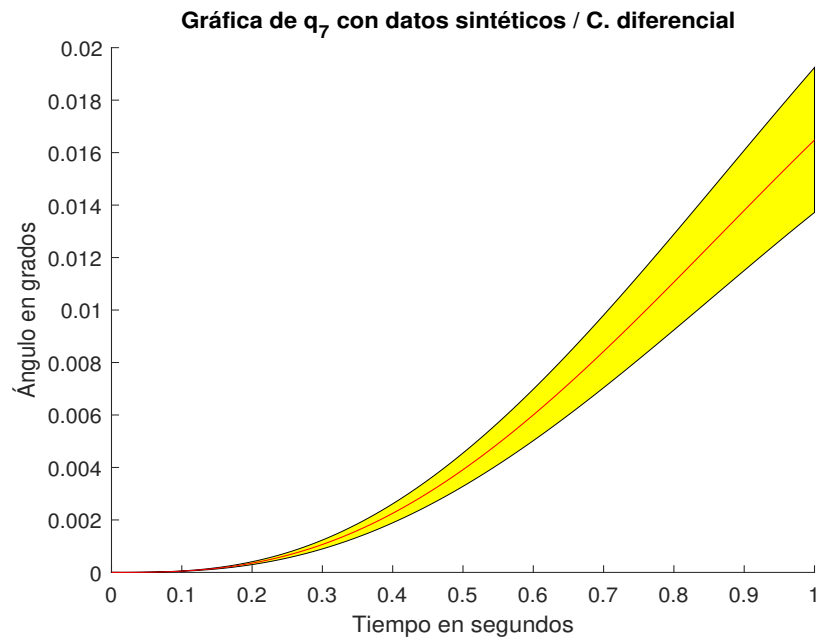


Figura 4.33: Estimación de q_7 mediante D. sintéticos/C. diferencial.

Capítulo 5

Conclusión y discusión

5.1. Discusión

El uso de MediaPipe permitió la obtención de las coordenadas de los puntos de la cadera, rodilla y tobillo, sin consumir mucho procesamiento a diferencia de OpenPose. Sin embargo, esta librería solo se limita a entregar posiciones, por lo que para construir el vector pose, se requirió calcular manualmente las matrices de rotación considerando las distancias entre los puntos como vectores.

Durante el protocolo de pruebas, al tener una cámara de 13 MP, se controló la iluminación del área con un fotómetro, ya que si el sujeto presentaba ropa muy oscura (pantalón o zapato), provocaron que en varias pruebas la detección se perdiera y tuvieron que repetirse.

Por otro lado, la RNL calculó cada trayectoria angular de los GDL de interés, resolviendo satisfactoriamente la cinemática inversa y el problema del sistema redundante, aunque el modelo cinemático, que retroalimenta la red, está basado en técnicas y métodos robóticos, y no para cuerpos flexibles como el de una persona. A pesar de esto, la RNL mejoró el sistema que MediaPipe proporciona, debido a que da una solución a la estimación algorítmica y no solo numérica en 3D de las trayectorias con base en un sensor monocular a partir de marcadores artificiales visuales, en conjunto de otras herramientas como el derivador de Levant que proporcionan un vector de velocidad robusto sin requerir de un sensor de velocidad físico. Se validó numéricamente en función de la RNL mediante datos sintéticos, lo cual garantiza y da soporte a los resultados. Además, los resultados muestran que para todos los métodos, la desviación estándar se mantiene con valores muy bajos debido al derivador de Levant y la RNL, manteniendo la practicidad de que el usuario pueda obtener un análisis de su caminata de forma práctica y con una mayor fidelidad a comparación de otras propuestas como la de Anilkumar y colaboradores, en las que calculan los ángulos geoméricamente aprovechando el plano sagital,[20] o la propuesta de Viswakumar [19], cuyo análisis solamente considera la construcción del esqueleto en 2D usando OpenPose para su detección, sin mencionar que MediaPipe está optimizado para dispositivos móviles, por lo que no requiere de un costo muy elevado. Para el caso

de Azhand y colaboradores, [14], quienes emplean una variante del modelo VNect, necesitan emplear bases de datos para entrenar la red neuronal, aspecto que no es necesario para esta propuesta.

5.2. Conclusión

El objetivo de esta tesis se concluyó desarrollando un sistema de visión monocular empleando un celular y software basado en inteligencia artificial que estima los puntos de los miembros inferiores y estima las trayectorias angulares de la cadera y rodilla durante un ejercicio de bipedestación dinámica.

La hipótesis de la investigación se validó, debido a que no fue requerido el uso de trajes, marcadores físicos, plataformas de fuerza o exoesqueletos. A diferencia de inicios de década, donde las únicas opciones eran estos equipos.

Durante el desarrollo de este trabajo, se concluye que al considerar el diferenciador de Levant tanto para los datos de MediaPipe como para los sintéticos, hay una mayor tendencia a divergir de 0 para los GDL que no están considerados en el análisis (q_2 , q_3 , q_5 , q_6 y q_7), es decir, que la trayectoria ideal para estos GDL sería estar constantemente en 0, sin embargo, se observa en las gráficas que poco a poco se empieza a separar de manera exponencial. En el caso de q_1 y q_4 , que representan los GDL de la cadera y rodilla, se obtuvieron resultados muy similares tanto para MediaPipe como para los datos sintéticos. Los datos sintéticos que no dependen del diferenciador de Levant son los que mejor se aproximan a la trayectoria planteada, dónde incluso los GDL inactivos casi convergen en 0, mientras que q_1 y q_4 son casi exactas a los ángulos propuestos en el protocolo, sin embargo, estos datos son solo una referencia, ya que están basados en el modelo cinemático completamente, y en la realidad los cuerpos de cada persona son flexibles y no rígidos como un robot.

Esta tesis pretende ser una contribución para el Tecnológico, no solo para el desarrollo de un laboratorio para análisis de marcha, también se puede aprovechar estos avances y herramientas de software para el desarrollo de modelos cinemáticos de otras partes del cuerpo que pueden servir para desarrollar prótesis, o para controlar algún sistema con base en la detección del cuerpo, ya que tiene potencial para aplicaciones en el sector clínico con el fin de facilitar el tratamiento o rehabilitación de personas con algún trastorno relacionado con la caminata. También el sector industrial o cualquier área donde se requieran cámaras e inteligencia artificial.

5.3. Trabajo a futuro

Para trabajo a futuro se pretende emplear otro tipo de modelos cinemáticos, ya que actualmente el modelo de DH tiene restricciones para considerar el pie dentro de la cadena cinemática, porque el pie también es un punto de observación importante a considerar en el futuro, además de expandir el análisis a más de un grado de libertad, no solo q_1 y q_4 . Esto último daría pie a probar otras redes Neuronales que puedan

hacer estas estimaciones sin depender de modelos robóticos que consideran el movimiento de los puntos constante y no variable como lo hace un cuerpo flexible como el de una persona.

Capítulo 6

Anexos

UNAM CUAUTITLÁN

Universidad Nacional Autónoma de México
Facultad de Estudios Superiores Cuautitlán
Departamento de Ingeniería

CEIAAIT

Otorgan la presente

Constancia

**A: Francisco Javier Pérez-Encina, Dulce Martínez-Peon
and Vicente Parra-Vega**

Por su participación como ponente del tema

***Red Neuronal Lagrangiana para Modelar Bipedestación Sagital
Usando Visión de un Celular***

En el 5º Congreso Estudiantil de Inteligencia Artificial
Aplicada a la Ingeniería y Tecnología (CEIAAIT),
realizado del 9 al 11 de noviembre de 2022.

"POR MI RAZA HABLARÁ EL ESPÍRITU"
Cuautitlán Izcalli, Estado de México, noviembre de 2022.



Folio: 202200422

Dr. David Quintanar Guerrero
Director



TOEFL ITP Score Report

Name of Institution: RELACIONES CULTURALES

Name: PEREZ FRANCISCO

Student Number: 15480429

DOB: 07/08/1997

Sex: M

Degree:

Times Taken TOEFL: 1

Native Country: Mexico

Native Language: Spanish

Scaled Scores:

Listening Comprehension: 44

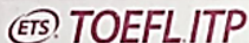
Test Date: 12/09/2021

Structure & Written Expression: 41

Form: TOEFL ITP

Reading Comprehension: 50

Total Score: 450



The face of this document has a security background. The back contains a watermark. Hold at an angle to view.

The TOEFL® ITP Assessment Series is designed to be used for placement, progress monitoring, and exit purposes. TOEFL® ITP scores can also be used for admissions to programs and institutions where English is not the dominant language of instruction for content courses. Learn more at www.ets.org/toefl_itp/use.

145817-16573 • FB521R100 • Printed in U.S.A.

I.N. 770462

Copyright © 2012 by Educational Testing Service.

**Student's File Copy
Do Not Copy**

Bibliografía

- [1] Duane V. Knudson. Fundamentals of biomechanics. 2007.
- [2] Walter Pirker and Regina Katzenschlager. Gait disorders in adults and the elderly : A clinical guide. *Wiener Klinische Wochenschrift*, 129(3):81–95, 2017.
- [3] Mariana Haro. Laboratorio de análisis de marcha y movimiento. *Revista Médica Clínica Las Condes*, 25(2):237–247, 2014. Tema central: Medicina física y rehabilitación.
- [4] D. A. Bravo M., C. F. Rengifo R., W. Agredo R., D. A. Bravo M., C. F. Rengifo R., and W. Agredo R. Comparación de dos sistemas de captura de movimiento por medio de las trayectorias articulares de marcha. 37(2):149–160. Publisher: Sociedad Mexicana de Ingeniería Biomédica.
- [5] Jianting Ma. Design of omnidirectional mobile platform for analysis of postural balance in transport. *ResearchGate*, page 128, 09 2014.
- [6] Daniel Roetenberg, Henk Luinge, and Per J. Slycke. Xsens mvn: Full 6dof human motion tracking using miniature inertial sensors. *Semantic Scholar*, 2009.
- [7] Athanasios Voulodimos, Ioannis Rallis, and Nikolaos Doulamis. Physics-based keyframe selection for human motion summarization. *Multimedia Tools and Applications*, 79(5):3243–3259, 2020.
- [8] Zhiquan Gao, Yao Yu, Yu Zhou, and Sidan Du. Leveraging two kinect sensors for accurate full-body motion capture. *Sensors*, 15(9):24297–24317, 2015.
- [9] Zhao X Chu Y Zhao Y Xiong D, Zhang D. Synergy-based neural interface for human gait tracking with deep learning. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* 2021; 29: 2271-2280, Nov 2021.
- [10] Pfister A, West AM, Bronner S, and Noah JA. Comparative abilities of microsoft kinect and vicon 3d motion capture for gait analysis. *Journal of Medical Engineering Technology*, Mar 2014.
- [11] Kidziński L, Yang B, and Hicks J.L. Deep neural networks enable quantitative movement analysis using single-camera videos. *Nature Comunnications*, Aug 2020.

- [12] Tyler Zhu Fan Zhang Matthias Grundmann Valentin Bazarevsky, Ivan Grishchenko Karthik Raveendran. Blazepose: On-device real-time body pose tracking. *Arxiv*, page 4, 2020.
- [13] Jun Wang, Qingni Hu, and Danchi Jiang. A lagrangian network for kinematic control of redundant robot manipulators. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(5):1123–1132, 1999.
- [14] Arash Azhand, Sophie Rabe, Swantje Müller, Igor Sattler, and Anika Steinert. Algorithm based on one monocular video delivers highly valid and reliable gait parameters. *Scientific Reports*, vol. 11:14065, 2021.
- [15] Saeed Ghorbani, Kimia Mahdaviani, Anne Thaler, Konrad Kording, Douglas James Cook, Gunnar Blohm, and Nikolaus F. Troje. Movi: A large multi-purpose human motion and video dataset. *PLOS ONE*, 16(6):1–15, 06 2021.
- [16] Ivan Nunes Da Silva, Danilo Hernane Spatti, Rogerio Andrade Flauzino, Luisa Helena Bartocci Liboni, and Silas Franco dos Reis Alves. Artificial neural networks. *Cham: Springer International Publishing*, 39, 2017.
- [17] Pramila P. Shinde and Seema Shah. A review of machine learning and deep learning applications. *IEEE Xplore*, pages 1–6, 2018.
- [18] Mark W Spong, Seth Hutchinson, and M Vidyasagar. Robot modeling and control. 2006.
- [19] Aditya Viswakumar, Venkateswaran Rajagopalan, Tathagata Ray, and Chandu Parimi. Human gait analysis using openpose. *IEEE Xplore*, pages 310–314, 2019.
- [20] Ardra Anilkumar, Athulya K. T., Sarath Sajan, and Sreeja K. A. Pose Estimated Yoga Monitoring System. (3882498), 2021.
- [21] Y. Shimizu. Disability and health. *World Health Organization*, 2021.
- [22] Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Presentación de resultados. *Censo de Población y Vivienda 2020*, 2021.
- [23] Simón Barquera and Juan A Rivera. Obesity in mexico: rapid epidemiological transition and food industry interference in health policies. *The Lancet Diabetes Endocrinology*, 8(9):746–747, 2020.
- [24] Claudio Alberto Dávila-Cervantes. Cardiovascular disease in Mexico 1990–2017: secondary data analysis from the global burden of disease study. *International Journal of Public Health*, 65(5):661–671, 2020.
- [25] Brenda Herrera Samaniego, Carolina Matamoros León. Pre-validación de un manual del proceso del cuidado nutricio para pacientes con Enfermedad de Parkinson. 2020. Accepted: 2020-07-23T16:26:29Z.

- [26] Venkatesh Balasubramanian, K. Adalarasu, and Rahul Regulapati. Comparing dynamic and stationary standing postures in an assembly task. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 39:649–654, 2009.
- [27] T. Tanaka, N. Hashimoto, M. Nakata, T. Ito, S. Ino, and T. Ifukube. Analysis of toe pressures under the foot while dynamic standing on one foot in healthy subjects. *The Journal of Orthopaedic and Sports Physical Therapy*, 23(3):188–193, 1996.
- [28] Ling-Fung Yeung, Zhenqun Yang, Kenneth Chik-Chi Cheng, Dan Du, and Raymond Kai-Yu Tong. Effects of camera viewing angles on tracking kinematic gait patterns using azure kinect, kinect v2 and orbbec astra pro v2. *Gait & Posture*, 87:19–26, 2021.
- [29] Arash Azhand, Sophie Rabe, Swantje Müller, Igor Sattler, and Anika Steinert. Algorithm based on one monocular video delivers highly valid and reliable gait parameters. *Scientific Reports*, vol. 11:14065, 2021.
- [30] Salvatore Magazù, Nella Coletta, and Federica Migliardo. The vitruvian man of leonardo da vinci as a representation of an operational approach to knowledge. *Foundations of Science*, 2019.
- [31] Stephen Herbert. Eadweard muybridge. *Early Popular Visual Culture*, 11(1):83–84, 2013.
- [32] Diego Faria. Probabilistic learning of human manipulation of objects towards autonomous robotic grasping. *ResearchGate*, page 174, 04 2014.
- [33] Vladimir G. Ivancevic and Tijana T. Ivancevic. *Human-Like Biomechanics: A Unified Mathematical Approach to Human Biomechanics and Humanoid Robotics*. Springer Science & Business Media. Google-Books-ID: 7eBjyaC26WgC.
- [34] Franziska Schlagenhauf, Siddarth Sreeram, and William Singhose. Comparison of Kinect and Vicon Motion Capture of Upper-Body Joint Angle Tracking. *IEEE 14th International Conference on Control and Automation (ICCA)*, pages 674–679, 2018. ISSN: 1948-3457.
- [35] Justin Amadeus Albert, Victor Owolabi, Arnd Gebel, Clemens Markus Brahms, Urs Granacher, and Bert Arnrich. Evaluation of the pose tracking performance of the azure kinect and kinect v2 for gait analysis in comparison with a gold standard: A pilot study. *Sensors*, 20(18), 2020.
- [36] Vinod Gutta, Edward D. Lemaire, Natalie Baddour, and Pascal Fallavollita. A Comparison of Depth Sensors for 3D Object Surface Reconstruction. *CMBES Proceedings*, vol. 42:1–4, 2019.

- [37] Thiago Buarque de Gusmao Lafayette, Alexandre de Queiroz Burle, Arthur de Andrade Almeida, Vinicius Lima Ventura, Vitor Mendes Carvalho, Alana Elza Fontes da Gama, Joao Marcelo Xavier Natario Teixeira, and Veronica Teichrieb. The virtual kinect. *Association for Computing Machinery*, page 111–119, 2021.
- [38] Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, Lubomir Bourdev, Ross Girshick, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, C. Lawrence Zitnick, and Piotr Dollár. Microsoft coco: Common objects in context. *Arxiv*, page 15, 2015.
- [39] Charu C. Aggarwal. *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*. Springer.
- [40] Saad Albawi, Tareq Abed Mohammed, and Saad Al-Zawi. Understanding of a convolutional neural network. *IEEE Xplore*, pages 1–6, 2017.
- [41] Ali Basrah Pulungan, Zhafranul Nafis, Muhammad Anwar, Hastuti, Hamdani, and Dwiprima Elvanny Myori. Object detection with a webcam using the python programming language. *Journal of Applied Engineering and Technological Science (JAETS)*, 2(2):103–111. Number: 2.
- [42] P. N. Druzhkov, V. L. Erukhimov, N. Yu. Zolotykh, E. A. Kozinov, V. D. Kustikova, I. B. Meerov, and A. N. Polovinkin. New object detection features in the OpenCV library. *Springer Link*, 21(3):384, 2011.
- [43] Aníbal Ollero Baturone. Robótica: manipuladores y robots móviles. *Marcombo editorial*, 2001.
- [44] H. Seraji and R. Colbaugh. Improved configuration control for redundant robots. *Journal of Robotic Systems*, 7(6):897–928, 1990.
- [45] Ernesto Olguín Díaz. 3D Motion of Rigid Bodies: A Foundation for Robot Dynamics Analysis. 2019.
- [46] John J Craig. *Robótica*. Pearson Prentice Hall, Mexico, 2006.