

**DESARROLLO DE UN SISTEMA
ELECTRÓNICO PARA TRAZABILIDAD DE LA
VELOCIDAD EN MARCHA HUMANA PARA
UN PACIENTE EN REHABILITACIÓN.**



DIRSON HUMBERTO ORTEGA
JUAN CARLOS ZUÑIGA

Director: Ph.D.(C) Pablo Eduardo Caicedo Rodríguez.

Corporación Universitaria Autónoma del Cauca
Facultad de Ingeniería
Ingeniería en Electrónica
Popayán, 2017

**DESARROLLO DE UN SISTEMA
ELECTRÓNICO PARA TRAZABILIDAD DE LA
VELOCIDAD EN MARCHA HUMANA PARA
UN PACIENTE EN REHABILITACIÓN.**

DIRSON HUMBERTO ORTEGA
JUAN CARLOS ZUÑIGA

Trabajo de grado presentado a la Facultad de Ingeniería
Electrónica
Corporación Universitaria Autónoma del Cauca
Facultad de Ingeniería para la obtención del Título de:
Ingeniero en Electrónica

Director: Ph.D.(C) Pablo Eduardo Caicedo Rodríguez.

Corporación Universitaria Autónoma del Cauca
Facultad de Ingeniería
Facultad de Ingeniería Electrónica
Popayán, 2017

A Dios primeramente por permitirnos terminar con gran éxito nuestra carrera, por darnos las capacidades físicas e intelectuales necesarias para cumplir esta meta. Luego a nuestras familias, esposas e hijas por ser los pilares y apoyo durante estos años de dedicación y esfuerzo al estudio de la ingeniería electrónica. A cada uno de los docentes de la Corporación Universitaria Autónoma del Cauca por contribuir a nuestra formación como ingenieros electrónicos tanto desde el ámbito académico como personal, especialmente al PhD(c) Pablo Eduardo Caicedo por ser el director y guía de este proyecto, quien dedicó gran parte de su tiempo y conocimiento a esta tesis, por su apoyo, dedicación, paciencia y amistad con sus estudiantes. A los profesionales y pacientes de la unidad de fisioterapia de la IPS de la Caja de compensación Familiar de Comfacauca, quienes contribuyeron a este proyecto como supervisores y sujetos de prueba del dispositivo desarrollado. Finalmente a cada uno de los compañeros de estudio, con quienes compartimos estos cinco largos años de formación académica.

Agradecimientos

Gracias a Dios por darme la fuerza y esmero para terminar mi carrera, a mi familia, especialmente a mi hermano Uberney Muñoz, quien ha sido mi apoyo para cumplir esta meta. A mi esposa y a mi hija por darme su apoyo y comprensión, por ser el motivo para terminar mi carrera, finalmente a mis amigos por sus buenos deseos y apoyo.

Dirson.

Agradezco a Dios por darme el gusto por mi ingeniería y darme la vida, también agradezco a mis padres y hermanas ya que sin su valiosa colaboración no podría haber comenzado y terminado mi carrera, y a mi esposa e hija por ser quienes me dieron la fuerza para continuar día a día luchando para terminar esta dura pero muy hermosa carrera.

Juan Carlos.

Índice general

Agradecimientos	II
Lista de Figuras.	V
Lista de Tablas.	VII
1. Introducción	1
1.1. Objetivos	2
1.1.1. Objetivo General	2
1.1.2. Objetivos específicos	2
2. Estado del arte	3
2.1. Proceso de construcción del estado del arte	3
2.1.1. Análisis de documentos	4
2.1.2. Análisis comparativo y discusión	8
3. Medición de la velocidad de la marcha humana.	13
3.1. Los ciclos de la marcha	14
3.1.1. Fase de apoyo	15
3.1.2. Fase de balanceo	16
3.2. Análisis del diseño del dispositivo	17
3.3. Filtro Butterworth	19
3.4. Filtro de Kalman	19

4. Métodos	22
4.1. Selección de sensores y dispositivos	22
4.2. Adquisición de datos de sensores en Arduino	25
4.3. Calibración del acelerómetro de la MPU-9250	25
4.4. Diseño de la aplicación en Python	28
4.4.1. Clase principal Ventana	28
4.4.2. Clase Conexión_serial	28
4.4.3. Clase Calibrar	28
4.4.4. Clase Datos_paciente	28
4.4.5. Clase myThread	29
4.4.6. Clase myThread1	29
4.5. Diagrama de flujo del funcionamiento de la aplicación	30
4.6. Diagrama de flujo del procesamiento matemático de datos	32
4.7. Espacio y sujetos de prueba	33
5. Resultados	34
5.1. Condiciones mínimas para el funcionamiento del sistema	34
5.2. Características de los pacientes	35
5.3. Procedimiento	35
5.4. Análisis del funcionamiento del dispositivo	36
5.5. Análisis de marcha, pacientes 2, 3 y 4 y comparación con la marcha normal del paciente 1	45
5.6. Validación estadística del dispositivo	52
5.7. Comparación del método de medición de velocidad de marcha electrónico con el método usado por el fisioterapeuta o medico tratante	54
6. Conclusiones y Trabajos Futuros.	56
6.1. Conclusiones	56
6.2. Trabajos Futuros	57

Índice de figuras

3.1. Doble Integrador.	13
3.2. Extremidades inferiores. [1]	14
3.3. Ciclos de la marcha. [1]	15
3.4. Ciclos de la marcha balanceo. [1]	16
4.1. Esquema de conexión de los dispositivos.	23
4.2. Hardware del sistema y ubicación sobre el paciente.	24
4.3. Posiciones del acelerómetro para identificación de parámetros.	27
4.4. Resultado de la calibración	27
4.5. Diagrama de clases. Fuente: Propia	29
4.6. Ventana principal de la interfaz de visualización.	30
4.7. Diagrama de flujo del sistema. Fuente: Propia	31
4.8. Diagrama de flujo procesamiento de datos. Fuente: Propia	32
5.1. Gravedad y distancia, caminata normal.	38
5.2. Efecto del filtro Butterworth.	39
5.3. Efecto del filtro Butterworth en la estimación de velocidad.	40
5.4. Velocidad por Kalman Vs velocidad a partir de distancia.	41
5.5. Velocidad Kalman Vs velocidad a partir de aceleración.	42
5.6. Distancia recorrida, caminata normal.	43
5.7. Velocidad del paciente, caminata normal.	44
5.8. Velocidad y distancia normalizadas, caminata normal.	44
5.9. Velocidad y distancia normalizadas, caminata normal. Fuente: Propia	47

5.10. Velocidad y distancia normalizadas, caminata rápida. Fuente: Propia	49
5.11. Velocidad y distancia normalizadas, caminata pausada. Fuente: Propia	51
5.12. Sistema Manual Vs Sistema Desarrollado Fuente: Propia	52

Índice de tablas

2.1. Artículos Seleccionados.	4
5.2. Características de los pacientes.	35
5.3. Datos de los pacientes	37
5.4. Datos de pacientes sanos para análisis estadísticos	53

Capítulo 1

Introducción

La marcha humana es la principal forma en que el ser humano se traslada de un lugar a otro, utilizando y alternando sus miembros inferiores y pelvis, se caracteriza por realizar un acto de doble apoyo y de apoyo unipodal, por lo tanto esto quiere decir que durante toda la marcha el pie de apoyo nunca deja de tocar el suelo, mientras que en la carrera o el salto si existe una fase de vuelo o suspensión del cuerpo por un instante de tiempo, también la marcha se puede definir como una serie de impulsos y frenados que realiza un sujeto para desplazarse hacia algún lugar [2, 3], la importancia de la marcha radica en el hecho de que su análisis es de mucha ayuda para estimar los diversos trastornos clínicos y patológicos que puede sufrir una persona, también para predecir riesgos de caídas, e incluso el riesgo de mortalidad temprana por obesidad [4]. Dentro de la marcha existen variables, las cuales ayudan a realizar un estudio más detallado del modo de locomoción, tales como; longitud y tiempo de paso, zancada, tiempos de apoyo y balanceo, la cadencia de los pasos y su velocidad [5]. Existen diversos métodos con los cuales se puede observar las variables de la marcha, dentro de las cuales se encuentran; la videogrametría, pantallas instrumentadas, plataformas dinámicas, cámaras infrarrojo, electromiografía y posturografía [6].

Teniendo en cuenta que uno de los principales problemas para diagnosticar al paciente es la subjetividad para determinar la medición de su velocidad y distancia recorrida durante la marcha[7], se realizó la implementación de un mecanismo que permitiera obtener algunos de estos parámetros mediante el uso de instrumentos electrónicos, con estos dispositivos se podrá capturar variables como la aceleración y velocidad angular para convertirlos en velocidad lineal y distancia recorrida. De esta manera y mediante las gráficas obtenidas mediante el software diseñado, será posible para el profesional tratante poder determinar de una manera más eficaz si dicho tratamiento aplicado al paciente está dando resultado, ya que con estas gráficas se podrá observar, cuantificar y determinar el método apropiado para una mejor evolución del paciente.

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo General

Desarrollar un sistema electrónico que trace la curva de evolución de velocidad en marcha humana para un paciente en tratamiento de rehabilitación.

1.1.2. Objetivos específicos

- Determinar las condiciones mínimas de funcionamiento para un sistema electrónico que permita la medición de velocidad en marcha humana.
- Implementar una plataforma de visualización de la curva de evolución del paciente que brinde apoyo en el seguimiento de un tratamiento al profesional de la salud tratante.
- Comparar el método de medición de velocidad de marcha electrónico con el método usado por el fisioterapeuta o medico tratante.

Capítulo 2

Estado del arte

2.1. Proceso de construcción del estado del arte

Con el fin de conocer la forma en que ha sido tratado el tema, se realizó una revisión bibliográfica, para determinar cuales son las tendencias existentes para el desarrollo de esta temática, para ello se realizó una búsqueda en las diferentes bases de datos de acuerdo a frases investigativas o cadenas de búsqueda como: “Métodos + análisis + marcha + humana”, “Ciclos + marcha + humana”, “Acelerómetros + velocidad + marcha humana”, “filtro de Kalman + marcha humana”, todas estas frases fueron ingresadas en Scidirect, IEEE y Google académico.

El desarrollo del estado del arte se basó en las búsquedas de las anteriores frases orientadas a la temática que permitan dar solución a las siguientes preguntas:

- **¿ Que documentos de investigación tienen los métodos mejor descritos para el análisis de la marcha humana?** Dando respuesta a esta pregunta se pretende determinar el mejor método de estimación para el análisis de la marcha humana.
- **¿ Que tipo de filtros matemáticos son óptimos para mejorar la señal obtenida del acelerómetro?** Con esta pregunta se quiere determinar el mejor método para eliminar ruidos que ingresan al sistema de captura y así poder obtener una mejor señal de salida del acelerómetro.
- **¿ Que documentos de investigación aportan para determinar la importancia de conocer las fases de la marcha mediante sensores?** Con esta pregunta se quiere conocer los tipos de sensores mas utilizados y que mejor desempeño presentan para el análisis de la marcha.

2.1.1. Análisis de documentos

La Tabla 2.1 describe la información de referencia acerca de los estudios relevantes.

Tabla 2.1: Artículos Seleccionados.

	Autores	Año	Título del artículo	Revistas o Tesis
1	Vázquez, Susana Collado	2002	Análisis de la marcha humana con plataformas dinamométricas. Influencia del transporte de carga. [2]	Tesis
2	Moreno, Adriana Villa	2008	Electromiografía Y Dinamometría [7]	Tesis
3	Vázquez, Susana Collado	2014	La marcha: historia de los procedimientos de análisis. [8]	Revista Médica Clínica Las Condes
4	Robertson, J.V.G.Regnaud, J.-P.	2012	Descripción y evaluación de la eficacia de los tratamientos para la recuperación motora en el paciente hemipléjico: un enfoque justificado [9]	EMC - Kinesiterapia - Medicina Física
5	Ospina, Edwin García	2012	Sistema de registro de los miembros inferiores durante la marcha [10]	Tesis
6	Silva, D. João da Rocha e	2013	Repercussões biofísicas da locomoção de crianças pré-pubertárias com cargas às costas. As implicações da utilização de mochilas escolares [11]	Tesis
7	Fernandes, Manuel Bravo	2013	Desenvolvimento de um sistema para análise de equilibrio baseado em sensores inerciais [12]	Tesis

8	H. Madrigal-Sastré, J. F. Guerrero-Castellanos, W. F. Guerrero-Sánchez, G. Mino Aguilar, B.B. Salmerón-Quiroz	2010	Diseño de un inclinómetro de bajo costo utilizando un Filtro de Kalman [13]	Tesis
9	Kwolek, Bogdan and Kepski, Michal	2014	Kinesiología y biomecánica de la actividad física y el deporte: concepto y revisión histórica [14]	Capitulo 1 - Libro
10	Aedo Muñoz Esteban Ariel, Bustamante Garrido Alejandro Francisco	2007	Conceptualización de la Biomecánica Deportiva y Biomecánica de la Educación Física [15]	Tesis
11	Simone Milani, Giancarlo Calvagno	2012	Estimation of stride length in level walking using an inertial measurement unit attached to the foot: A validation of the zero velocity assumption during stance [16]	Umce
12	Peruzzi, a.Della Croce, U. Cereatti, A.	2011	Desarrollo de un sistema para la militarización de operaciones manuales mediante sensor Kinect [16]	Journal of Biomechanics
13	Boza, Roser Duarte, E. Entre otros	2007	Estudio baropodométrico en el hemipléjico vascular: Relación con la discapacidad, equilibrio y capacidad de marcha [17]	Rehabilitación
14	Marco Chacón Taylor, Esteban Ortiz Cubero	2007	Desarrollo de una herramienta para captura del movimiento humano para el análisis biométrico [18]	Tesis

15	Vathsangam, Harshvardhan Schroeder, E. Todd Sukhatme, Gaurav S.	2014	Hierarchical approaches to estimate energy expenditure using phone-based accelerometers [19]	IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics
16	Zeus Domínguez, Rigoberto Martínez Mendez Universidad	2015	Medición de aceleración lineal en el cuerpo humano. [20]	Tesis
17	Chen, Jeng-Heng Lee, Sou-Chen DeBra, Daniel B.	1994	Gyroscope free strap-down inertial measurement unit by six linear accelerometers [21]	Journal of Guidance, Control, and Dynamics
18	Won, Seong-hoon Peter Melek, Ww Wael William Golnaraghi, Farid	2010	A Kalman/Particle Filter-Based Position and Orientation Estimation Method Using a Position Sensor/Inertial Measurement Unit Hybrid System [22]	IEEE Transactions on Industrial Electronics
19	Su, S. W. Wang, L. Celler, B. G. Entre otros	2005	Estimation of Walking Energy Expenditure by Using Support Vector Regression [23]	the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference
20	Montilla, Jennifer Estefanía Ramos	2013	Desarrollo de un prototipo de sistema de captura de movimiento para actividad física del miembro inferior como interfaz de usuario en un ambiente de realidad virtual Universidad [11]	Tesis
21	Reyes, Miguel Ramírez-Moreno, José Revilla, Juan R. Entre otros	2011	CADiBAS: Sistema Multisensor de Adquisición Automática de Datos Corporales Objetivos, Robustos y Fiables para el Análisis de la Postura y el Movimiento [24]	VI Congreso Iberoamericano de Tecnología de Apoyo a la Discapacidad

22	Martínez, Fabio Gómez, Francisco Romero, Eduardo	2009	Análisis de vídeo para estimación del movimiento humano : una revisión[25]	Revista med
23	Silva, D. João da Rocha e	2013	Efectos biofísicos en la locomoción de los niños prepuberales con carga en la espalda. Consecuencia del uso de mochilas escolares [11]	Journal of Chemical Information and Modeling
24	Marina Azorín Lizán, Marcial Pina Serrano, Jacinto J. Martínez Payá	2005	Biomecánica y reeducación de la marcha tras intervención mediante artroscopia de rodilla [26]	Revista de fisioterapiae
25	Martínez, Alberto encarnación	2012	Análisis biomecánico de la marcha nórdica: efectos de la experiencia y de la velocidad de práctica sobre el patrón de presión plantar, las fuerzas de reacción del suelo y los niveles de impacto. [27]	Tesis
26	Godfrey, A. Conway, R. Meagher, D. Laighin, G.	2008	Direct measurement of human movement by accelerometry [28]	Medical Engineering and Physics
27	Acevedo, Willian E.	2004	Acelerometro. Principios y aplicación del sensor de aceleración empleando la tecnología MEMS [29]	Tesis
28	Pulido-Valdeolivas, I. Gómez-Andrés, D. Martín-Gonzalo, J. A.	2013	Parametros de marcha en una muestra de referencia de escolares sanos españoles: Descripción multivariante y asimetrías entre ciclos izquierdos y derechos [30]	Neurologia

29	Díaz, Christian Andrés Torres, Andrés Ramírez, José Ignacio Entre otros	2006	Descripción de un dispositivo destinado al análisis de la marcha en dos dimensiones, CINE-MED [31]	Revista EIA
30	Vázquez, Susana Col- lado	2002	Análisis de la marcha humana con plataformas dinamométricas. Influencia del transporte de carga. [2]	Tesis

2.1.2. Análisis comparativo y discusión

Con el fin de dar respuesta a las preguntas establecidas en la sección 2 es necesario el análisis comparativo de cada uno de los enfoques que los autores señalados en la tabla 2.1 le dan a los estudios de investigación. Para responder a la primera pregunta se tiene que; Existen varios tipos de análisis del movimiento humano, sin embargo los más comunes son el quinesiológico, el cual estudia el movimiento del cuerpo humano desde la parte neuromuscular y el biomecánico que estudia las fuerzas y aceleraciones tanto internas como externas que actúan sobre el cuerpo[20, 15]. El análisis biomecánico es uno de los más utilizados ya que permite estudiar la mecánica y locomoción del cuerpo humano haciendo uso de instrumentos electrónicos, los cuales describen los movimientos de cuerpo y son capaces de determinar mediante ángulos y coordenadas su posición, esto se determina como el estudio de la cinemática [20, 14]. Es por esto que varios autores han desarrollado distintos métodos para el estudio y análisis de la locomoción humana, basados en el análisis cinemático[18, 23, 19, 17], hay que mencionar que los primeros métodos eran manuales y o visuales, se usaban podómetros mecánicos, actómetros para capturar aceleración y desaceleración, sensores piezocerámicos, así como también el análisis visual por parte de personal médico, no obstante, estos métodos son poco precisos y a causa de esto los dictámenes tenían un gran porcentaje de error, el cual disminuyó con la aparición de las primeras versiones de acelerómetros [11] y la toma de huellas podográficas que permitieron conocer la longitud de paso, anchura y base de la marcha[26], esto trajo como consecuencia el desarrollo de diversas técnicas para obtener los parámetros cinemáticos necesarios en el estudio del movimiento humano, como:

- La fotografía y videogrametría, las cuales consisten en la toma de imágenes y videos desde diferentes ángulos y con múltiples cámaras para luego con estas imágenes construir un modelo cinemático más preciso de la marcha del paciente[25]. En

sus inicios se usaron cámaras analógicas para capturar imágenes secuenciales de la marcha de una persona y analizar la cinemática de sus cuerpos, luego con la aparición de las técnicas digitales la capacidad de captura de movimiento de este método mejoro y permite grabar y analizar imágenes de un paciente en tiempo real, sin embargo adecuar un laboratorio de videometría es demasiado costoso debido a la alta definición que deben tener las cámaras utilizadas y los complejos equipos de procesamiento de imágenes, además requiere de condiciones especiales de iluminación y no permite la portabilidad del sistema, debido a esto esta técnica es poco accesible, pero aun así es una de las más usadas [24].

- El uso de algunos métodos manuales, como medición manual del ancho de paso y la medición del tiempo de recorrido son aplicados en ocasiones debido a la falta de sistemas eficaces para la medición de los parámetros de marcha, velocidad y aceleración[32, 28].
- La tecnología inercial es una de las técnicas que en las últimas décadas ha tomado bastante fuerza, esta técnica aprovecha la capacidad tecnológica y el desarrollo de sistemas micro-electro-mecánicos (MEMS)[29], para introducir en un pequeño chip de $4 \times 4 \times 0,9mm$, los sensores necesarios para obtener los datos de aceleración, orientación y velocidad angular para hacer un análisis completo de los parámetros de marcha de una persona, así como también de dispositivos robóticos bípedos [20, 16]. Estos sensores se conocen como Unidades de Medida Inercial (IMU) los cuales contienen, normalmente un acelerómetro, un giroscopio y un magnetómetro, donde cada uno de estos dispositivos entrega datos en los ejes x,y,z permitiendo que la IMU sea de 9 grados de libertad (9DOF), esta técnica permite conocer la velocidad de marcha de una persona a través de la conversión de aceleración a velocidad, la obtención de los ángulos de giro del cuerpo a través del giroscopio, y la dirección de la marcha con el uso del magnetómetro como instrumento de navegación[21, 33]. Además este método presenta la ventaja de ser portable, es decir, se puede usar en espacios abiertos sin necesidad de instalaciones o instrumentación de difícil movilidad y no es invasivo para el paciente[24]. Sin embargo tiene como desventaja que introduce grandes niveles de ruido al sistema, debido a las integraciones necesarias y al ruido propio del sistema, es por esto que se deben aplicar filtros matemáticos, como el de kalman, los cuales disminuyen en gran porcentaje el error de medición[22, 12, 13].

Para responder a la segunda pregunta de determinar el mejor filtro para el mejoramiento de la señal del acelerómetro, se analizaron las clases existentes, por ello los que se pueden utilizar para el análisis de señales son algunos que eliminan los ruidos ajenos al sistema

mediante la eliminación de frecuencias, a estos se denominan, filtros pasa-bajas, pasa-altas y pasa-bandas [34]. También existen algoritmos estimadores; los cuales, permiten conocer la respuesta del sistema ante una señal de entrada; todo esto, haciendo uso de ecuaciones matemáticas y estadísticas, eliminando así perturbaciones al sistema, se considerará que la distribución de probabilidad de esta deriva es normal, debido a esto se puede denominar a este, “Ruido Blanco” [35]. Para el filtro matemático se realizó el siguiente análisis para determinar cuál es el mejor el sistema implementado. [36]. Algunos ejemplos de estos estimadores se presentan a continuación;

- El filtro de Kalman: Es una herramienta que puede estimar las variables de una amplia gama de procesos. Este no sólo funciona bien en la práctica, pues también es teóricamente atractivo, ya que puede demostrarse que de todos los posibles filtros, es el que minimiza la varianza del error en un porcentaje bastante aceptable, se implementa en sistemas de control embebido ya que para controlar un proceso, primero se necesita un cálculo preciso de las variables del mismo [36]. Es una acción matemática que se representa en forma de espacio de estados. Además es un algoritmo matemático que pronostica un estado a partir de su estimación anterior, añadiendo un término de corrección proporcional al error de predicción, de tal forma que este es minimizado de forma estadística [37]. Lo que hace que sea tan sobresaliente es que tiene una habilidad de poder estimar el estado de un sistema en su pasado, presente y futuro [37]. Su dinámica se asemeja a una especie de lazo de control retroalimentado, el cual utiliza los datos observados para determinar la salida con respecto a la entrada y tratando de reducir los disturbios presentes en el sistema [37]. Las ecuaciones que actualizan el tiempo del filtro se pueden pensar como de pronóstico y aquellas que ingresan la información nueva son las que se pueden determinar como de corrección o actualización [37].
- El filtro de partículas o (FP): Ha sido una solución para los problemas de estimación de sistemas dinámicos y no lineales, debido a su naturaleza probabilística y posibilidad de combinarse con otros, como el Filtro de Kalman Extendido (FKE) [38], siendo esta una de las razones por la cual tiene un buen desempeño. Este método está basado en la técnica secuencial de Monte-Carlo el cual fue propuesto por Gordon, Salmond y Smith [39]. Este filtro sigue un esquema de Markov el cual indica que el estado presente solo depende de su estado anterior y de un factor aleatorio. Por lo tanto este está representado en tres etapas llamadas; Propagación, estimación y predicción. En la primera fase de propagación es donde se generan las nuevas partículas, las cuales serán evaluadas por la fase de estimación y en la fase de predicción es donde se selecciona una cierta cantidad de partículas, las cuales serán las que se utilicen para la siguiente interacción [40].

- El filtro Complementario: este se describe como uno matemático de baja complejidad, lo cual garantiza bajo consumo de procesamiento del sistema, tiene una aproximación a los algoritmos de Kalman pero trabajan en estado estacionario, lo que hace que no realicen ninguna estimación estadística de las perturbaciones que afectan al sistema, es decir, solo consideran un espectro de las frecuencias ruidosas. Estos permiten una fusión sencilla que compensa la deriva en estado estacionario, sus aplicaciones se ven principalmente en el desarrollo de sistemas de navegación inercial [41].

Para dar respuesta a la tercera pregunta, se analizaron documentos científicos. Esto con el fin de conocer cuales son los mejores sensores para el análisis de la marcha humana, a través del siguiente análisis:

La parte sensorial de la marcha humana se basa en el seguimiento de variables cinéticas y cinemáticas, siendo esta última por la cual se deriva el estudio del presente proyecto [42, 43], de los sensores más utilizados para este análisis son los siguientes:

- Piezoeléctricos
- Fuerza
- Presión
- Acelerómetros
- Giroscopios

Para el análisis de la marcha su busca determinar los parámetros que la conforman o sus características específicas mediante sensores, los cuales pueden variar principalmente por su capacidad de realizar el seguimiento temporal de las variables cinemáticas [43], que conforman la estructura de las extremidades inferiores tales como:

- Cadera
- Rodilla
- Tobillo
- Pie
- Talón

Dentro de las variables cinemáticas se tiene; velocidad lineal, aceleración angular y distancia, para poder determinar estas variables es necesario hacer usos de los sensores

anteriormente mencionados. Cuantos más sensores o mayor sea la exactitud del sensor mejores serán los resultados obtenidos [43]. Por los parámetros anteriormente dichos se escogió una IMU (Unidad de medición inercial) la cual posee un acelerómetro, magnetómetro y giroscopio en un solo sensor, y su funcionamiento será descrito con mayor detalle en un capítulo más adelante [20]. El otro sensor utilizado es el sensor ultrasónico el cual es capaz de medir la distancia recorrida por el paciente, se determinó a utilizarlo por su precisión y bajo consumo de corriente.

Capítulo 3

Medición de la velocidad de la marcha humana.

Los sistemas de medidas que se utilizaron en el proyecto están inmersos en dispositivos no invasivos al paciente, los cuales no representan riesgos para estos individuos y son de gran aceptación en ámbitos investigativos como en la biomedicina [44]. La estimación de velocidad y posición a partir de una aceleración requiere el uso de un doble integrador, ya que la en primera integración se obtiene la velocidad y al integrar la velocidad se obtiene la posición o la distancia como se observa en la Figura 3.1, sin embargo la señal de entrada, es decir, la aceleración no esta libre de deriva, la cual al pasar por el doble integrador contamina la señal de salida y hace que los resultados no sean los deseados. Esta deriva se conoce como error de sensado y se suma al error de modelado [45]. La descripción de la naturaleza de esta deriva y las estrategias implementadas para contrarrestarla se presentan en la sección 3.2 de este apartado.

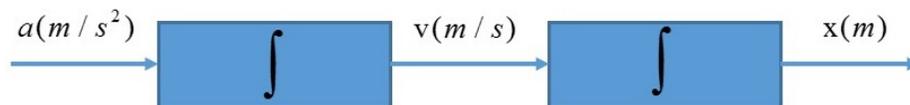


Figura 3.1: Doble Integrador.

Por otro lado para un buen análisis de la velocidad de marcha es necesario el estudio de los factores, como los ciclos y fases que la componen, ya que estos permiten determinar si existen alteraciones en la misma.

3.1. Los ciclos de la marcha

La marcha bípeda es el modo característico de locomoción básico del ser humano, el cual se diferencia del resto de las especies animales [46], esta se define como “*un proceso de locomoción en el cual el cuerpo humano, en posición erguida, se mueve hacia adelante, siendo su peso soportado, alternativamente, por ambas piernas*”[47]. Los factores a tener en cuenta para que se pueda realizar el inicio de la marcha humana son : postura del tronco balanceado y de forma vertical, pies inicialmente siempre sobre el suelo, consiguiendo así que el cuerpo este en completo equilibrio para mantener un paso estable [2].

Para una mejor comprensión de los ciclos de la marcha, las extremidades inferiores serán estandarizadas, como se observa en la Figura 3.2.

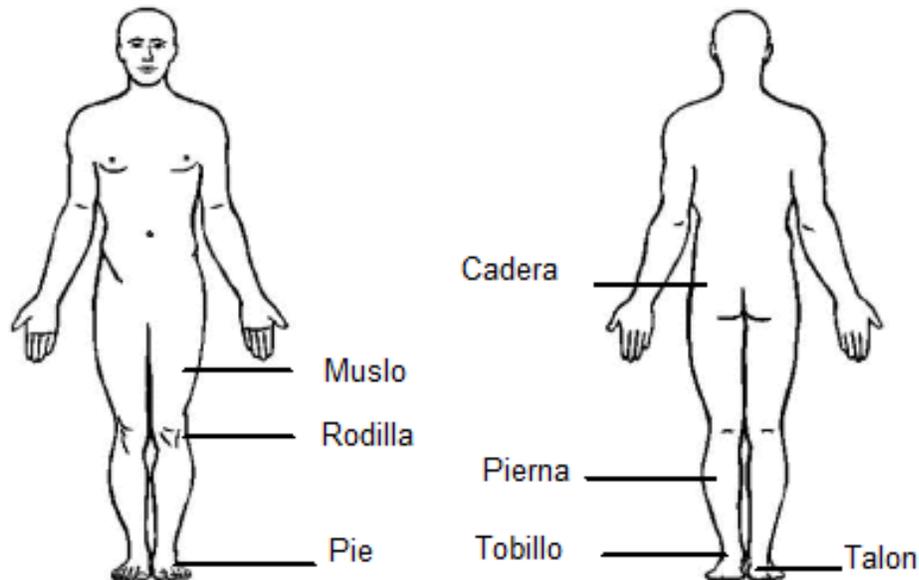


Figura 3.2: Extremidades inferiores. [1]

- MUSLO: segmento que va desde la cadera hasta la rodilla.
- PIERNA: Segmento que va desde la rodilla hasta el tobillo.
- PIE: segmento que va desde el tobillo hasta los dedos (incluyendo el talón).

Los ciclos de la marcha corresponden a una serie de eventos de zancadas que son ejecutadas por los miembros inferiores. La zancada corresponde al tiempo y espacio recorrido por los dos miembros inferiores, este comienza con el golpe de talón del primer pie sobre el suelo y termina cuando vuelve apoyar ese mismo talón sobre el suelo, como

se observa en la Figura 3.3. Dicho de otra manera, una zancada corresponde al 100 % de un ciclo de la marcha la cual está compuesta por dos pasos, lo cual es el espacio recorrido por cada una de las extremidades inferiores. En cada zancada realizada esta pasa por dos fases que son alternativas para la propia extremidad y contrapuesta para las dos extremidades, lo cual quiere decir, que mientras una extremidad está en una fase la otra extremidad se encuentra en su fase opuesta, estas fases están denominadas como FASE DE APOYO Y FASE DE BALANCEO [1].

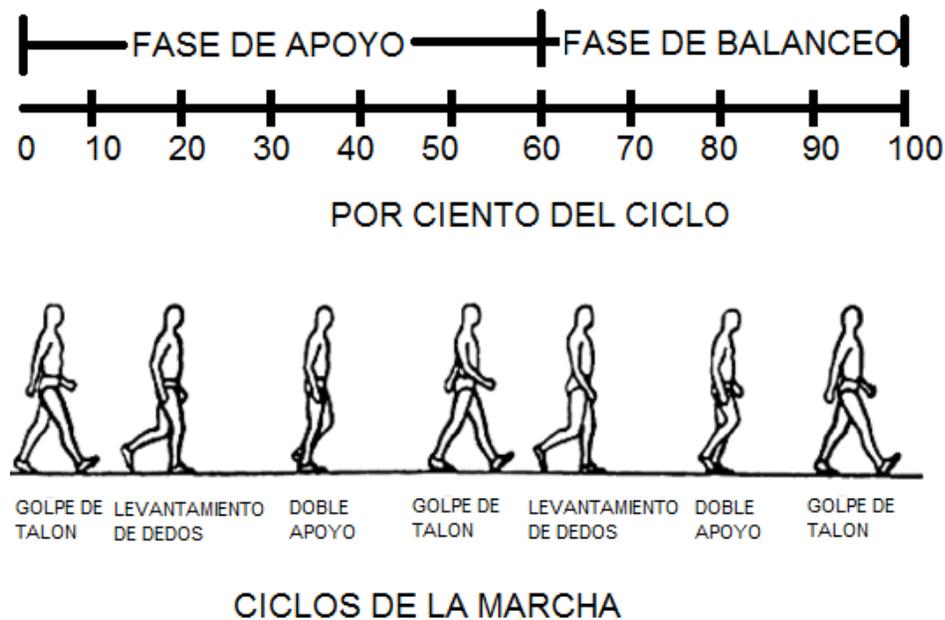


Figura 3.3: Ciclos de la marcha. [1]

3.1.1. Fase de apoyo

La fase de apoyo corresponde a un 60 % del ciclo de la marcha, esta inicia cuando uno de los talones tiene contacto con el suelo y finaliza con el ascenso del antepie del mismo pie al que corresponde el talón. Se caracteriza por la toma de contacto con el suelo y además permite avanzar sin demasiados requerimientos fisiológicos, es básicamente en esta fase donde se producen las mayores alteraciones de la marcha. Durante este tiempo suceden tres intervalos por los que pasa esta fase los cuales son:

- Golpe de talón: Es cuando se da inicio a la marcha con apoyo del pie hasta cuando el talón toca el suelo.
- Apoyo pleno o completo: A medida que la planta del pie va descendiendo hacia

el suelo esta quedara apoyada en toda su longitud y a continuación se elevara el antepié hasta que queden apoyados solo los dedos en el suelo.

- Levantamiento de dedos: Este durara hasta que los dedos dejen de tocar el suelo.

3.1.2. Fase de balanceo

La fase de balanceo es el 40 % restante del ciclo de la marcha, inicia desde que se produce el despegue de los dedos del suelo hasta el golpe de talón de ese mismo pie y es donde se produce realmente el avance del cuerpo [27]. De acuerdo con lo anterior esta fase está dividida en los siguientes intervalos, ver Figura 3.4.

- Aceleración: Después de que los dedos dejen el suelo ocurre una aceleración rápida del extremo de la pierna.
- Balanceo medio: En este intervalo la pierna balanceada se dirige hacia la otra pierna, ya que esta se encuentra en la fase de apoyo.
- Desaceleración: Finalmente se produce cuando la pierna se acerca hacia el final de su fase o cuando va en dirección al suelo.

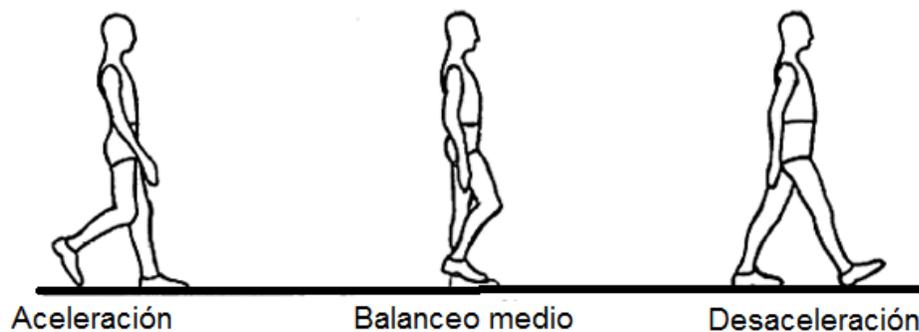


Figura 3.4: Ciclos de la marcha balanceo. [1]

Cabe mencionar que dichas fases presentaran cambios a medida que la velocidad de marcha aumente, de tal forma que a mayor velocidad, la oscilación sera mayor y por lo tanto el apoyo disminuirá, es por esta razon que el análisis de la marcha es una tarea compleja que consta de diferentes factores, fisiológicos, biomecánicos, psicológicos, patologicos, etc [27, 28, 20]. Teniendo en cuenta que se hará un análisis biomecánico se hace necesario conocer los dos tipos de análisis existentes dentro de este ámbito, los cuales son:

- Análisis dinámico, en el cual se agrega la descripción de variables como momento, energía, etc.
- Análisis cinemático, es una herramienta util en el analisis de la marcha humana, pues este facilita mediante el uso de dispositivos electronicos el diagnostico mediante variables de posición [25], velocidad y aceleración tanto lineal como angular, patologias presentes en la marcha, estas seran analizadas en mas detalle este proyecto [20, 14]

3.2. Análisis del diseño del dispositivo

La deriva que afecta la señal de aceleración, esta conformada por los errores de desviación y escalonamiento, el efecto de la gravedad por tratarse de un sistema de aceleración inercial[48] y además la diferencia que existe entre el valor medido y el valor real de la variable medida, lo cual es considerado ruido blanco que afecta el sistema de medida.[49].

La primera estrategia a implementar para disminuir los ruidos que afectan al sistema es la calibración del instrumento de medida, con fin de eliminar o compensar los errores por desviación y por escalonamiento, este proceso se presenta en el capitulo “**Métodos**”, en la sección “**Calibración del acelerómetro de la MPU-9250**”.

Para eliminar el efecto de la gravedad se hace uso de un filtro Butterworth pasa-banda, como el descrito en la sección 3.3, de este capitulo. La corrección del efecto de los ruidos blancos se realiza mediante la implementación de un filtro de Kalman, sin embargo para poder hacer este proceso se debe obtener el modelo en espacio de estados del sistema, la varianza del vector de distancia o posición y la covarianza del ruido del sistema.

Para realizar el calculo de las matrices del doble integrador se parte de plantear el espacio de estados para el sistema, el cual se realiza estableciendo primeramente las entradas y salidas del sistema, donde la entrada u , es la aceleración y la salida y , es la posición. El siguiente paso es definir las variables de estado del sistema, las cuales son:

- X_1 , que corresponde a la velocidad.
- X_2 , que corresponde a la posición.

Donde :

$$y = X_2 \tag{3.1}$$

$$\dot{x}_1 = u \tag{3.2}$$

$$\dot{x}_2 = X_1 \quad (3.3)$$

Escribiendo las ecuaciones 3.1, 3.2 y 3.3, en forma de espacio de estados, se tiene:

$$\dot{X} = \mathbf{A}X + \mathbf{B}u \quad (3.4)$$

$$y = \mathbf{C}X + \mathbf{D}u \quad (3.5)$$

Donde A, B, C y D, son matrices numéricas.

Reemplazando los valores de A, B, C y D en las ecuaciones 3.4 y 3.5, se tiene el modelo del doble integrador:

$$\begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u \quad (3.6)$$

$$y = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Sin embargo aunque el sistema es continuo este debe ser discretizado usando una frecuencia de muestreo de $25Hz$; para esto se utiliza un algoritmo de discretización tipo “retenedor de orden cero”, esto se hace a través de la función *c2d* de Matlab, y se obtienen los valores de las matrices A, B y C discretizados como se observa en las ecuaciones 3.8, 3.9 y 3.10.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0,04 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0,04 \\ 0,0008 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

El vector de varianza de la posición es obtenido del calculo de la varianza de un vector de posición usando la función “var” de Matlab, el cual corresponde a:

$$R_k = [0,096595428507] \quad (3.11)$$

La matriz de covarianza del error del sistema es obtenida a partir de la simulación del error en Matlab, teniendo en cuenta que la matriz de entrada debe ser definida positiva y que su diagonal menor sea conformada por valores iguales, el resultado corresponde a:

$$Q_k = \begin{bmatrix} 15,634 & 41,179 \\ 41,179 & 113,5 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Las matrices A, B, C, Q_k y el vector R_k son usadas en las ecuaciones del algoritmo de Kalman descrito en la sección 3.4 de este capítulo.

3.3. Filtro Butterworth

La desviación en la medida del sensor de aceleración y el efecto de la gravedad son factores que alteran la calidad de los datos obtenidos y aumentando el porcentaje de error. Una alternativa para eliminar estos factores es la implementación de un filtro pasa-banda digital tipo Butterworth de orden 4, el cual está constituido por una sección pasa-bajas con frecuencia de corte en $2Hz$ que elimina el ruido de alta-frecuencia y otra pasa-altas con frecuencia de corte en $0,1Hz$ que elimina el nivel DC de la señal así como disminuye el efecto de la deriva. Este debe ser de fase cero, con el fin de mantener la forma de la señal, ya que esta podría deformarse con el proceso de muestreo [50].

3.4. Filtro de Kalman

Uno de los principales problemas en el diseño de sistemas electrónicos es eliminar la diferencia que existe entre el valor medido o estimado y el valor real de la variable medida, ya que esta diferencia altera las mediciones y al final los resultados obtenidos, en este caso los valores del acelerómetro. Por ello es importante implementar algoritmos matemáticos que permitan reducir a un valor muy bajo o casi despreciable dicha variación que afecta al sistema, y sabiendo que esta es variable en el tiempo, no se puede implementar filtros fijos, ya que estos serían poco eficientes y además no permite realizar la fusión de diferentes variables como la aceleración y la distancia para obtener una estimación de la velocidad y distancia recorrida durante una marcha humana, por lo anterior se implementó a Kalman como un algoritmo de fusión que permita disminuir la varianza de la deriva y estimar los estados de un doble integrador a partir de la entrada de aceleración y distancia . [51] El funcionamiento de este, se puede entender de la siguiente manera: “estima la diferencia en el proceso utilizando una especie de control de retroalimentación”, es decir, estima el proceso un momento de tiempo y entonces obtiene la retroalimentación por medio de los datos observados. Este algoritmo está basado en ecuaciones matriciales, las cuales se encargan de obtener la ganancia de Kalman, la estimación de velocidad, la estimación de la varianza y la actualización, la cual, introducen nueva información al sistema y es de esta forma que el algoritmo de estimación diseñado permite realizar un pronóstico y la posterior corrección del problema mencionado [37].

“ *El filtro de Kalman es un algoritmo matemático que está basado en un modelo de espacio de estados, el cual es capaz de estimar el estado y la salida futura realizando un filtrado óptimo a la señal de salida*” [52]. Su principal característica es eliminar la variación entre la señal medida y la estimada, mediante probabilidades estadísticas, las cuales son tomadas de forma aleatoria tanto de la señal de entrada como la señal de salida, por lo tanto a diferencia de otros filtros este no requiere de una frecuencia

especifica de referencia ya que este lo que realiza es analizar todo el espectro de las frecuencias. Otra característica es que solo requiere de dos muestras, la anterior y la presente, esto se ve reflejado en el consumo de memoria de procesamiento. La implementación de este algoritmo está basada en recursividad, además garantiza una gran efectividad en la eliminación de ruidos blancos, tanto en sistemas lineales y no lineales, esto hace que este filtro tenga un gran campo de aplicaciones tales como [53]:

- * Estimación demográfica
- * Procesamiento de señales biológicas
- * Sistemas de navegación inercial
- * Predecir comportamiento de variables
- * Fusión de señales
- * Procesamiento de imágenes

Existen dos clases de filtros de Kalman;

- Kalman, el utilizado en el presente trabajo para el procesamiento de la señal del diseño, el cual fue elegido ya que presenta las características necesarias que se ajustan a las variables utilizadas en el sistema de captura, permitiendo minimizar la media del error cuadrático [37]. Las siguientes ecuaciones son las que determinan la operación del filtro de Kalman discreto diseñado para tal propósito

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{C}^T (\mathbf{C} \mathbf{P}_k \mathbf{C}^T + R_k)^{-1} \quad (3.13)$$

La ecuación 3.13 es la encargada de corregir el error, a través del cálculo de la ganancia de Kalman, utilizando para ello los estados anteriores de la matriz de estimación de la covarianza del error \mathbf{P}_k , la matriz de estados de estimación \mathbf{x}_k y la varianza del vector de distancia R_k , así como también la transpuesta de la matriz \mathbf{C} del doble integrador discretizado.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{C} \mathbf{x}_k) \quad (3.14)$$

En la ecuación 3.14 se realiza la estimación de velocidad y distancia del estado anterior con la corrección del error \mathbf{K}_k , la salida del sistema \mathbf{y}_k , cuyo valor corresponde a la distancia recorrida, el valor de estimación anterior \mathbf{x}_k y la matriz \mathbf{C} del doble integrador, dando como resultado una nueva estimación que permita realizar una actualización de los estados para la siguiente iteración.

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}) \mathbf{P}_k \quad (3.15)$$

A través de la ecuación 3.15 se hace la estimación de la covarianza del error \mathbf{P}_k , donde \mathbf{I} es la identidad del producto vectorial de $\mathbf{K}_k\mathbf{C}$, \mathbf{K}_k es la corrección, \mathbf{P}_k la estimación anterior de la covarianza del error y \mathbf{C} una matriz discretizada del doble integrador.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{U}_k \quad (3.16)$$

Una vez hecha la corrección y la estimación, el último paso es la actualización de los estados de la nueva estimación mediante la ecuación 3.16, la cual se logra, usando la matriz \mathbf{A} del doble integrador, la estimación \mathbf{x}_k , la matriz \mathbf{B} también del doble integrador y la matriz de entrada \mathbf{U}_k , cuyos datos corresponden a la aceleración en eje z del acelerómetro.

$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{A}\mathbf{P}_k\mathbf{A}^T) + \mathbf{Q}_k \quad (3.17)$$

Del mismo modo es necesaria la actualización de la matriz de estimación de la varianza del error, esto se logra usando la ecuación 3.17, la cual depende de la matriz \mathbf{A} del doble integrador y su transpuesta, el estado estimado de \mathbf{P}_k y la matriz \mathbf{Q}_k que corresponde a la covarianza del ruido del modelo del sistema.

Finalmente por cada actualización tanto del tiempo como de la medida, el proceso es repetido tomando como su nuevo punto de partida las nuevas estimaciones del estado y de la covarianza del error, por esta razón de recursividad en su algoritmo es que es tan llamativo el filtro de Kalman [37].

- Kalman extendido, contrario al primero se usa para reducir y corregir el error en sistemas no lineales variantes en el tiempo y en lugar de ecuaciones funciona a través de dos funciones, las cuales se denominan del proceso no lineal y de la observación no lineal respectivamente [54].

$$X_{k+1} = f(k, X_k, u_k) + W_k \quad (3.18)$$

$$Y_k = h(k, X_k) + V_k \quad (3.19)$$

“Donde X_k, Y_k son los estados del sistema, u_k es la entrada, V_k, W_k son procesos estocásticos discretos que modulan la incertidumbre de los estados y salidas del proceso” [55].

Estas funciones pueden realizar la predicción de forma directa sin embargo para poder obtener la covarianza de las mismas es indispensable calcular su jacobiano, lo cual hace la implementación de un filtro de Kalman extendido compleja [54].

Capítulo 4

Métodos

4.1. Selección de sensores y dispositivos

Esto se realizó a partir de la investigación presentada en el capítulo “**Estado del arte**”, donde se determinó que el método con las mejores características para estimar la velocidad lineal de un paciente es, la acelerometría, debido a que esta técnica es de bajo costo, ya que no requiere de una instrumentación de alto costo, además no genera ningún tipo de riesgo por ser no invasiva al paciente.

De acuerdo con lo anterior se eligió la Unidad de Medida Inercial, teniendo en cuenta que fuese de 9DOF (Degrees of Freedom), en caso de necesitar el uso del giroscopio y el magnetómetro. Dadas estas condiciones se decidió usar el sensor MPU-9250 del fabricante InvenSense, teniendo en cuenta que existen varias notas de aplicación y documentación entendible sobre el uso de estos sensores [56, 57, 58]. Se consultó las hojas de datos de este sensor y se aprendió a usar y a extraer datos de él, usando la tarjeta Arduino Nano Mega 328, la cual se eligió teniendo en cuenta, que el tamaño se ajusta los requerimientos del diseño, también que esta es de fuente libre y que existe abundante información adaptable al desarrollo de esta tesis. Además que la capacidad de procesamiento de la tarjeta cumple las exigencias del sistema a implementar, ya que cuenta con un procesador de $16MHz$, lo cual permite una frecuencia de muestreo de $25Hz$ para el sistema. Sin embargo para la extracción de los datos se puede usar cualquier tarjeta que cumpla las anteriores condiciones y que soporte comunicación serial, I2C y SPI.

Para la transmisión de datos se eligió un módulo Bluetooth *HC-05*, ya que permite la recepción y envío de datos de forma serial, además es de bajo costo y de fácil adquisición y cuenta con un rango de alcance de $10m$, ideal para la aplicación [59]. El sensor de proximidad usado es el EB10043 EZ4, el cual cuenta con un rango de medida entre 0.3 y $5m$ de distancia, se eligió teniendo en cuenta su alta resolución y la facilidad de

lectura, además su tamaño es apropiado para el desarrollo, también se usa un módulo SD, que permite almacenar los datos leídos en un archivo con extensión .csv. La conexión de los dispositivos se muestra en la figura 4.1, la cual fue hecha usando el Software Fritzing.

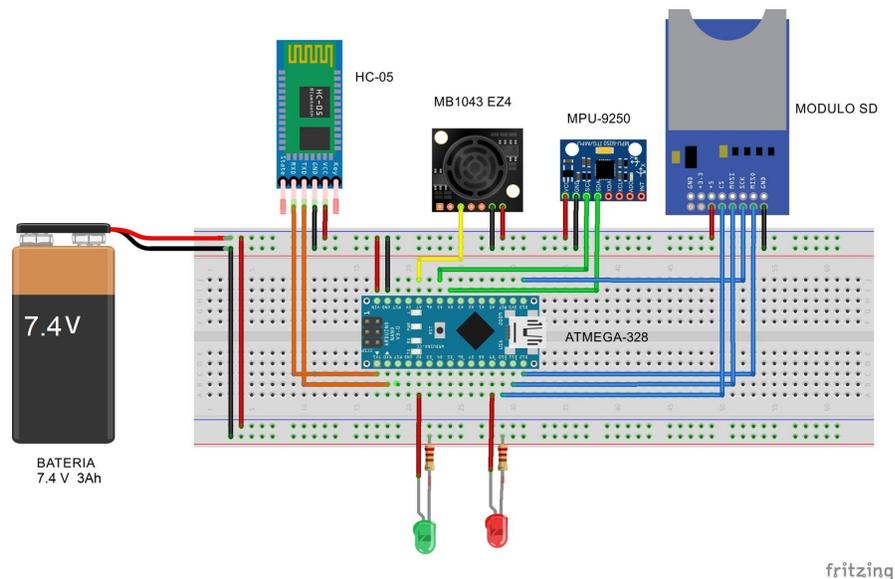
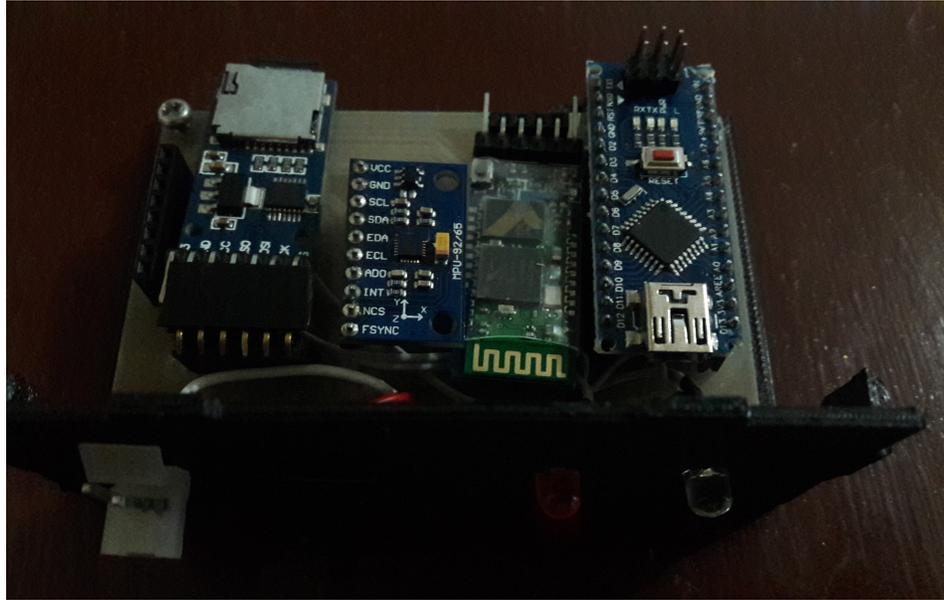


Figura 4.1: Esquema de conexión de los dispositivos.

La conexión entre el módulo Bluetooth y la tarjeta Atmega-328 (Color naranja) es a través de el protocolo RS232. La comunicación con la IMU es por medio del bus I2C (Color verde), el sensor de ultrasonido se lee a través de un puerto analógico y el módulo SD se conecta por medio del protocolo SPI.

El hardware que conforma el sistema y la ubicación del dispositivo sobre el paciente, se muestran en la figura 4.2 (a) y (b) respectivamente.



(a) Hardware del dispositivo final



(b) Dispositivo en el paciente

Figura 4.2: Hardware del sistema y ubicación sobre el paciente.

4.2. Adquisición de datos de sensores en Arduino

Habiendo estudiado las características de cada uno de los elementos que conforman el sistema, se procedió a realizar el código en Arduino para la lectura de los datos correspondientes a cada sensor y su posterior transmisión por medio del Bluetooth HC-05. Esto requiere del uso de las librerías “wire.h”, encargada de gestionar la comunicación I2C, “SPI.h”, la cual gestiona la comunicación SPI para el modulo SD, “SD.h”, que permite la creación de un archivo con extensión .csv,.txt o .xls para el almacenamiento de datos.

Para la MPU-9250, se usa la librería “wire.h”, la cual facilita la comunicación I2C entre la tarjeta arduino y el sensor, ya que gracias a esta se puede acceder a los registros necesarios para configurar dicho sensor y adquirir los datos de los ejes x,y,z, del acelerómetro; para esto se usan dos funciones, una de lectura (“I2Cread()”) y otra de escritura (“I2CwriteByte()”), las cuales leen y escriben en el bus I2C en las direcciones de memoria solicitadas. Por otro lado se usa otra función (“lecturaIMU()”) para extraer los datos del vector leído del registro del acelerómetro y separar los datos de cada eje, los cuales son introducidos en un tipo variable “String” que mas adelante sera enviada por transición serial al módulo Bluetooth y a almacenar en una memoria micro SD.

Otra función llamada “Readsensor()” es la encargada de la lectura del sensor de proximidad, esto se hace a través del adc, esta medida es convertida a metros y almacenada en la misma variable “String” en que se encuentran los datos del acelerómetro.

La función encargada de crear el archivo .csv para almacenar los datos del sensor de proximidad y el acelerómetro y transmitir los datos al modulo Bluetooth recibe el nombre de “guardando()”, la cual hace un llamado a “lecturaIMU()” que a su vez llama a “Readsensor()”, de este modo en la variable “String” con el nombre de “datos”, llegan los datos de los sensores para ser almacenados y transmitidos, sin embargo la toma de datos, almacenamiento en SD y transmisión serial no empieza hasta recibir un carácter “+” por comunicación serial y fijar la velocidad de muestreo a través de la función “capturaMuestra()”, la cual hace un llamado a “guardando()”, cada 40ms, y finaliza al recibir otro carácter “-”, siempre y cuando la función llamada “inicializarSD” que es la encargada de verificar que la SD este funcionando y puesta en el módulo, haya devuelto “TARJETA ACEPTA”. Esto se realiza en el programa principal “Setup”.

4.3. Calibración del acelerómetro de la MPU-9250

Una vez se han extraído los datos del sensor de aceleración es necesario realizar una calibración que permita eliminar o compensar las variaciones que existen en la medida del instrumento, de tal forma que estas coincidan con los valores de referencia calculados o estándar [60]. Esto se logra compensando los errores por desviación y de

escalonamiento mediante un proceso matemático, almacenando los datos obtenidos por el acelerómetro en un vector columna, el cual se denomina ${}^S\mathbf{A}$ y su expresión matemática se aprecia en la ecuación 4.1. El vector de error por desviación (bias) se denomina \mathbf{B}_a , su expresión matemática se encuentra en la ecuación 4.2 y la Ecuación 4.3 expresa a la matriz que contiene los errores de escalamiento; la cual, se denominará \mathbf{K}_a . Finalmente la matriz de transformación \mathbf{T}_a (Ecuación 4.4), toma los datos expresados en el sistema coordenado del acelerómetro¹, que se denominará AF y los representa en un sistema coordenado ortogonal denominado AOF. El sistema AOF presenta dos características: (i) los ejes x del sistema AF y del sistema AOF coinciden y (ii) el eje Y del sistema AOF está en el plano determinado por los ejes x, y del sistema AF.

$${}^S\mathbf{A} = [{}^S A_x, {}^S A_y, {}^S A_z]^T \quad (4.1)$$

$$\mathbf{B}_a = [b_x^a, b_y^a, b_z^a]^T \quad (4.2)$$

$$\mathbf{K}_a = \begin{bmatrix} s_x^a & 0 & 0 \\ 0 & s_y^a & 0 \\ 0 & 0 & s_z^a \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

$$\mathbf{T}_a = \begin{bmatrix} 1 & -\alpha_{yz} & \alpha_{zy} \\ 0 & 1 & -\alpha_{zx} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

La expresión 4.5, elimina los errores de desviación, de escalamiento y de no-ortogonalidad en las medidas del acelerómetro.

$${}^S\mathbf{A}^o = \mathbf{T}_a \mathbf{K}_a ({}^S\mathbf{A} + \mathbf{B}_a) \quad (4.5)$$

$$= \begin{bmatrix} {}^S A_x^o \\ {}^S A_y^o \\ {}^S A_z^o \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$= \begin{bmatrix} s_x^a ({}^S A_x + b_x^a) - \alpha_{yz} s_y^a ({}^S A_y + b_y^a) + \alpha_{zy} s_z^a ({}^S A_z + b_z^a) \\ s_y^a ({}^S A_y + b_y^a) - \alpha_{zx} s_z^a ({}^S A_z + b_z^a) \\ s_z^a ({}^S A_z + b_z^a) \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Para calcular los parámetros incógnita (Ecuaciones 4.2 - 4.4) se procede a tomar múltiples datos del vector de gravedad con el acelerómetro en diferentes orientaciones, como se puede observar en la Figura 4.3. Una vez con estos datos y la aceleración calculada, con la ayuda del sitio web <https://www.ptb.de/cartoweb3/SISproject.php> se procede a hacer una identificación por medio de mínimos cuadrados.

¹Normalmente este sistema es no ortogonal dada la construcción del acelerómetro

Como resultado de la identificación se obtienen los siguientes valores: $b_x^a = 0,1209$, $b_y^a = 0,0068$, $b_z^a = 0,0515$, $s_x^a = 0,9745$, $s_y^a = 1,0021$, $s_z^a = 0,9771$, $\alpha_{zx} = 0,0072$, $\alpha_{zy} = 0,0449$ y $\alpha_{yz} = 0,0271$

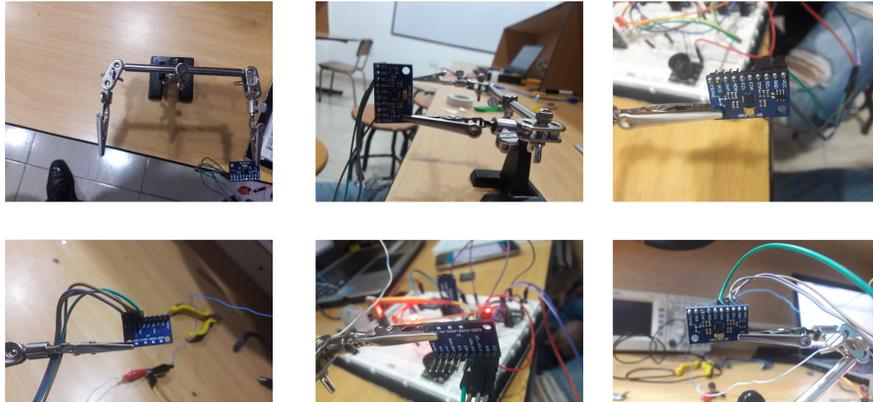


Figura 4.3: Posiciones del acelerómetro para identificación de parámetros.

El resultado final se puede apreciar en la Figura 4.4, donde la azul representa el valor de la gravedad antes de la calibración, la roja la gravedad después de la calibración y la verde la gravedad real, esto permite observar el efecto de la calibración, lo cual garantiza que el valor de la gravedad sea aproximado a $9,8m/s^2$, gracias a que se eliminan los errores por desviación, escalamiento y de no-ortogonalidad en las medidas del sensor.

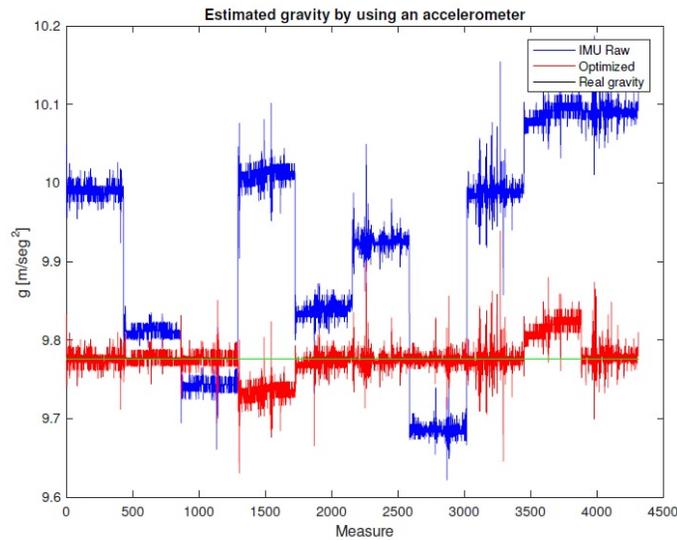


Figura 4.4: Resultado de la calibración

4.4. Diseño de la aplicación en Python

El código esta dividido por clases y las clases en métodos. Cuenta con una clase principal y otras clases secundarias las cuales tienen una función específica cada una.

4.4.1. Clase principal Ventana

Esta clase es heredada de QMainWindow (constructor de ventanas de Qt) y es la encargada de gestionar todo lo correspondiente al diseño principal de la interfaz gráfica, es decir, en esta se configura, el tamaño, el nombre, la fuente, el llamado a los botones principales, la ubicación de esta en la pantalla y además contiene algunos métodos en los que se establecen las acciones a realizar cuando se presiona uno de los botones principales. También permite crear objetos de las clases secundarias para hacer llamado a cualquier método de estas y así hacer que se ejecute cuando sea necesario.

4.4.2. Clase Conexión_ serial

Es la encargada de realizar la búsqueda de los puertos de conexión serial en las plataformas Windows, Linux y Mac, para mostrarlos en una lista desplegable y permitir al usuario seleccionar el puerto deseado para la conexión, una vez seleccionado, retorna el nombre del puerto en una variable de tipo string a la clase principal que lo pasa a Calibrar o al método Captura_imu de la clase principal ventana. Esta es heredada de QDialog que es la clase de PyQt que permite crear cuadros de dialogo.

4.4.3. Clase Calibrar

Permite realizar la alineación de los ejes del dispositivo con respecto a la gravedad, de tal forma que el valor de la aceleración en el eje z sea aproximado a 0 y del de referencia, es decir que Y sea aproximado al valor de la gravedad en la tierra, esto permite que la velocidad inicial del paciente sea igual a 0, cabe anotar que este procedimiento no elimina ningún tipo de ruido del sistema, solo permite la alineación de los ejes del mismo. Esta clase también es heredada de QDialog y necesita del puerto que retorna Conexión_ serial.

4.4.4. Clase Datos_ paciente

Es una clase heredada de QDialog que se encarga de recibir los datos del paciente a través de cajas de texto y listas desplegables, validarlos y almacenarlos en la tabla de

la base de datos.

4.4.5. Clase myThread

Es la clase que permite la ejecución de un hilo secundario para la toma y almacenamiento de datos del dispositivo, de tal forma que la aplicación no se bloquee mientras se hace la toma de datos. Es heredada de threading, clase encargada de gestionar los hilos en Python.

4.4.6. Clase myThread1

Es la encargada de gestionar otro hilo secundario para la visualización de los datos de calibración del dispositivo a través de un cuadro de dialogo con flechas que indican los ejes X y Y del acelerómetro, así como el valor de los mismos. También es heredada de threading

En la figura 4.5 se presenta el diagrama de clases de la aplicación teniendo en cuenta los conceptos de herencia y relación entre las clases y la clase principal.

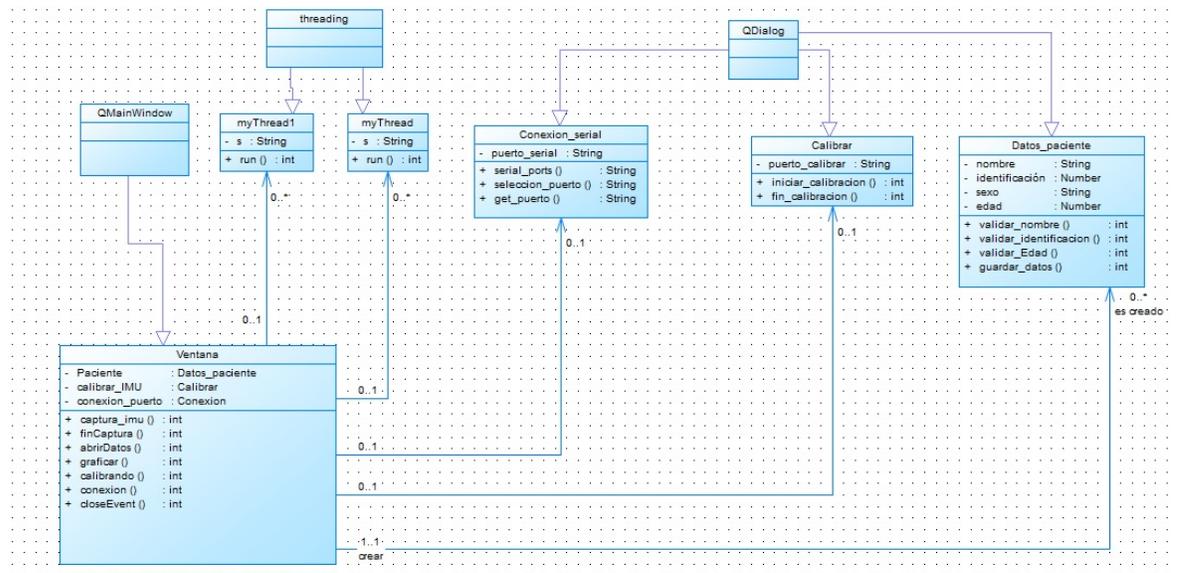


Figura 4.5: Diagrama de clases. Fuente: Propia

La ventana principal de la aplicación se puede observar en la figura 4.6, esta contiene los botones que permiten agregar los datos del paciente, conectar el dispositivo, alinear los ejes a través de una calibracion manual, iniciar y parar la toma de datos para finalmente graficar la velocidad y distancia recorrida por el paciente.

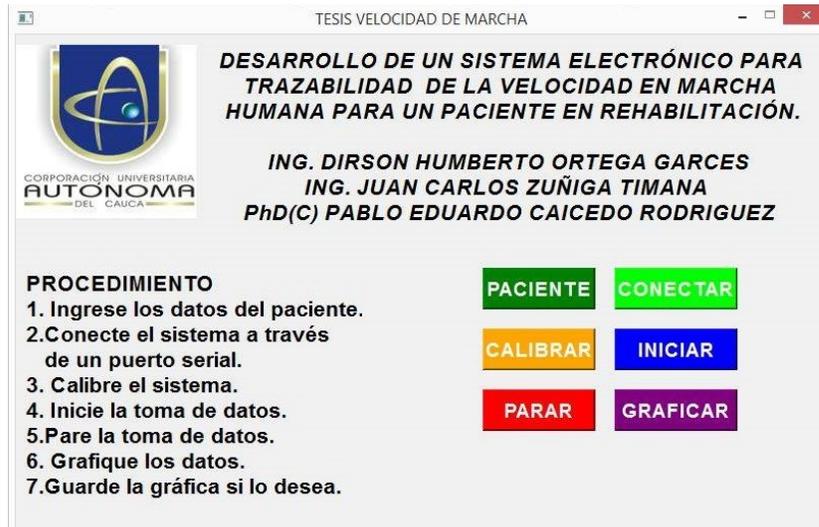


Figura 4.6: Ventana principal de la interfaz de visualización.

4.5. Diagrama de flujo del funcionamiento de la aplicación

En el diagrama de flujo, figura 4.7, se observa la forma secuencial en que se ejecuta el software de la aplicación desarrollada para registrar los datos del paciente, establecer la conexión serial entre la aplicación y el dispositivo electrónico, realizar la calibración del sistema, alienando los ejes de referencia, hacer la adquisición de datos, procesarlos matemáticamente y visualizarlos a través de gráficas. La cual inicia desde el momento en que se registran los datos del paciente, seguido de la conexión vía Bluetooth del dispositivo hacia el computador a través de un puerto COM. Luego se procede a calibrar el dispositivo, teniendo en cuenta el rango fijado para una adquisición de datos precisa, ya calibrado el sistema se da inicio a la adquisición de los datos de los sensores, una vez finalizada la toma de datos se procede a darles tratamiento matemático y posteriormente se grafican las curvas estimadas para la caminata que el paciente realizó durante el trayecto de 4 metros.

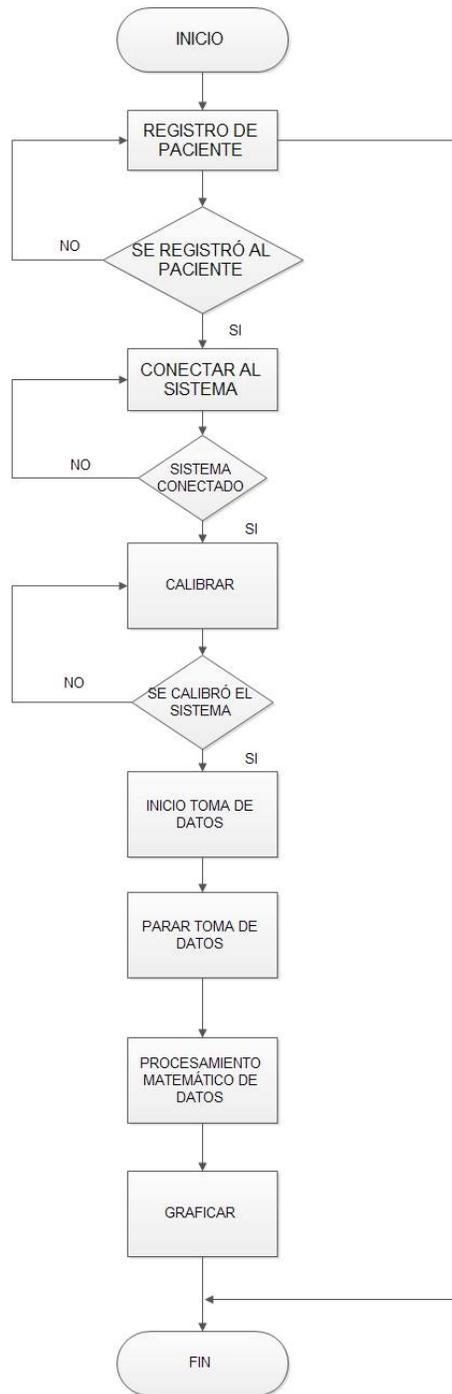


Figura 4.7: Diagrama de flujo del sistema. Fuente: Propia

4.6. Diagrama de flujo del procesamiento matemático de datos

En la figura 4.8 se presentan los procesos matemáticos aplicados a los datos obtenidos de la caminata del paciente. El proceso 1 corresponde la eliminación del efecto de la gravedad y la desviación en la medida del sensor de aceleración, a través del uso de un filtro Butterworth pasa-banda, de orden 4. El proceso 2 consiste en la fusión de los datos de aceleración y distancia recorrida y la estimación de la velocidad y distancia recorrida a través del algoritmo de Kalman. El proceso 3 es el encargado de la individualización de las estimaciones, es decir, aquí se obtienen los vectores de velocidad de marcha y distancia recorrida por separado y se acondicionan para su posterior visualización. Finalmente en los procesos 4 y 5, se realiza el calculo de la velocidad de marcha por medio de la integración de la aceleración y a partir de la derivada de la posición respectivamente.

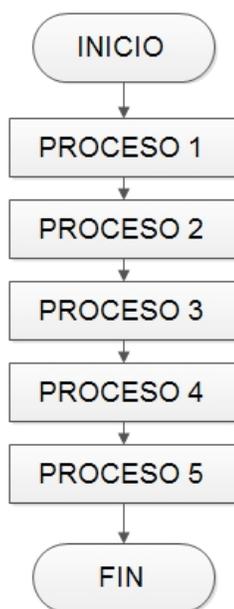


Figura 4.8: Diagrama de flujo procesamiento de datos. Fuente: Propia

4.7. Espacio y sujetos de prueba

El espacio de pruebas debe ser un pasillo o habitación que cuente con 4.5m de espacio sin obstáculos y finalice en un muro no inferior a la estatura de promedio de una persona, ya que sera con este con quien chocaran las ondas del sensor de proximidad. La caminata debe realizarse a una distancia de 4m del muro y en linea recta, debe finalizar 30cm antes del muro. El sujeto de prueba o paciente debe ponerse el chaleco con el dispositivo y pararse erguido con la mirada al frente y conservar una postura firme durante la calibración del sistema, ya que esta es de vital importancia para una buena estimación de la velocidad de marcha. La caminata debe iniciar 10s después de iniciada la toma de datos y la toma de datos debe finalizar 10s después de terminada la caminata. Los sujetos de prueba deben realizar caminatas a diferentes velocidades.

Capítulo 5

Resultados

En este capítulo se presentan las condiciones mínimas para el funcionamiento del sistema y se analizan los resultados para la curva de velocidad de cuatro pacientes, todos hombres, uno con marcha normal para determinar la eficacia del sistema y establecer un punto de comparación, otro con prótesis transtibial en extremidad inferior derecha, y dos pacientes en terapia de rehabilitación. Para cada uno de ellos se discutirán los resultados y se compararan con un cálculo de velocidad promedio de forma manual, tomando la distancia recorrida con una cinta métrica y el tiempo que le lleva a cada uno recorrer esta distancia con un cronometro.

5.1. Condiciones mínimas para el funcionamiento del sistema

Dentro de las condiciones mínimas a tener en cuenta para la implantación del sistema, se debe considerar que el paciente a evaluar, sea capaz de realizar una caminata por sus propios medios, sin la ayuda de elementos como muletas o barras, ya que esto alteraría los datos obtenidos del sistema, además las oscilaciones del tronco del paciente no deben ser demasiado pronunciadas o bruscas, es por esto que el sistema es aplicable a pacientes en proceso de rehabilitación. Por otro lado los dispositivos de medida, como el acelerómetro, deben ser calibrados, de tal forma que se disminuya los errores de desviación y escalamiento. Desde el punto de vista matemático, el modelo del sistema debe ser afectado por ruido blanco, lineal e invariante en el tiempo, ya que de lo contrario los algoritmos de fusión y estimación perderían efecto. En cuanto al software, la tarjeta de adquisición debe garantizar una frecuencia de muestreo que sea como mínimo el doble a la de una caminata normal, la cual es de $6Hz$ [31]. Por último el dispositivo, no debe ser invasivo al paciente, de bajo consumo y poco peso, con el fin de generar las menores

molestias al paciente, proteger la integridad física del mismo.

5.2. Características de los pacientes

Paciente	Edad	Sexo	Patología
1	31	Masculino	No presenta ninguna alteración en la marcha.
2	32	Masculino	Amputación transtibial en el miembro inferior derecho, uso de prótesis con retorno de energía nivel 3, dificultad para iniciar la marcha desde el reposo.
3	27	Masculino	Fractura de tibia y fibula, lo cual le causa perdidas de equilibrio debido al dolor de la lesión y a la debilidad muscular .
4	56	Masculino	Fractura transversal de patela o rotula, tres meses de evolución pos quirúrgica con aseguración a nivel de tibia, presenta balanceo de tronco durante la marcha .

Tabla 5.2: Características de los pacientes.

En la tabla 5.2 se realiza una breve descripción de los pacientes a analizar, indicando la edad, sexo y la patología de marcha según el dictamen del fisioterapeuta tratante.

5.3. Procedimiento

Todos los pacientes realizarán tres caminatas a la misma distancia y a tres velocidades diferentes, una caminata normal, otra pausada y otra a la mayor velocidad posible, para cada caminata se obtendrán las diferentes curvas de aceleración, distancia recorrida, velocidad estimada por el sistema, a partir de la integración de la aceleración y a partir de la derivada de la distancia recorrida, también se obtendrán las gráficas de velocidad estimada con Kalman versus distancia recorrida normalizadas, las cuales facilitarían en análisis de la marcha. El cálculo de la velocidad promedio manual se hará usando la ecuación 5.1

$$V_p = \frac{\text{Distancia recorrida}(m)}{T.Crono(s)} \quad (5.1)$$

Ademas se obtendrán los valores de error absoluto tanto para distancia como para velocidad, usando las ecuaciones 5.2 y 5.3 respectivamente.

$$\varepsilon_r D = \frac{Dis.Metro - Dis.Sis}{Dis.Metro} * 100 \quad (5.2)$$

$$\varepsilon_r V = \frac{Vel.Calculada - Vel.Sis}{Vel.Calculada} * 100 \quad (5.3)$$

En la tabla 5.3 se muestran los resultados obtenidos para tres caminatas de cada paciente, normal, rápida y pausada, donde la primera corresponde a una caminata común de acuerdo a la patología de marcha del paciente, la segunda hace referencia a la mayor velocidad de marcha que su patológica le permite realizar, siempre y cuando esta no se convierta en carrera, ni altere los ciclos de la marcha y la tercera consiste en realizar un ciclo de marcha cada determinado tiempo de tal forma que durante la caminata se obtengan tres ciclos de marcha.

Los valores de la tabla (Columna 3) corresponden al tiempo medido usando un cronometro, el calculado es a partir de la frecuencia de muestreo del sistema, la distancia medida con una cinta métrica y la medida por el sensor, la velocidad promedio estimada por el sistema, la velocidad promedio calculada mediante la ecuación 5.1, el error absoluto para distancia y para velocidad promedio, calculados con las ecuaciones 5.2 y 5.3 respectivamente.

5.4. Análisis del funcionamiento del dispositivo

A continuación se presenta el análisis de las curvas de aceleración, velocidad y distancia recorrida estimadas por Kalman, velocidad estimada por Kalman versus velocidad calculada a partir de la integración de la aceleración, velocidad estimada por Kalman versus velocidad calculada a partir de la derivada de la distancia recorrida, así como también el efecto de los filtros aplicados a la señal de aceleración para eliminar el efecto de la gravedad y la desviación en las medidas de la señal. Todo esto para un paciente que no presenta ninguna alteración en su marcha y durante una caminata normal de acuerdo con la tabla 5.3. Esto se realiza con el fin de hacer un análisis del funcionamiento del sistema y obtener un punto de comparación con las curvas de los pacientes 2, 3 y 4, los cuales si presentan alteraciones en su marcha.

En la figura 5.1 se puede observar que los valores de distancia recorrida y aceleración en los ejes X y Z cuando el paciente esta en estado de reposo son aproximados a 0, así como también de $-9,8m/s^2$ para el eje Y , el cual es la referencia respecto a la gravedad, esto se logra gracias a la calibración del sistema, que permite fijar el rango de calibración para una buena estimación. Durante el tiempo que dura la caminata

Paciente	Caminata	T.Crono (s).	T.Sis (s).	Dis.Metro (m).	Dis.Sis (m).	Vel.Sis (m/s).	Vel.Cal (m/s).	$\varepsilon_r D(\%)$	$\varepsilon_r V(\%)$
1	Normal	27.01	26.8	3.70	3.69	0.14	0.137	0.27	2.19
	Rápida	25.1	24.48	3.70	3.66	0.149	0.147	1.08	1.36
	Pausada	48.5	47.96	3.50	3.50	0.075	0.072	0	4.17
2	Normal	28.1	28.04	3.70	3.72	0.15	0.13	0.54	15.38
	Rápida	26.01	25.68	3.71	3.72	0.17	0.14	0.27	21.43
	Pausada	49.02	48.88	3.65	3.66	0.074	0.074	0.27	0
3	Normal	26	26.36	3.64	3.65	0.15	0.14	0.27	7.14
	Rápida	26	25.84	3.7	3.71	0.14	0.142	0.27	1.41
	Pausada	46.5	47.04	3.6	3.61	0.09	0.077	0.28	16.88
4	Normal	28.68	28.72	3.71	3.72	0.083	0.12	0.27	30.83
	Rápida	26.81	26.76	3.71	3.72	0.14	0.13	0.27	7.69
	Pausada	50.3	49.4	3.71	3.72	0.075	0.073	0.27	2.74

Tabla 5.3: Datos de los pacientes

se presentan cambios en todas las señales hasta que el paciente regrese nuevamente al estado de reposo.

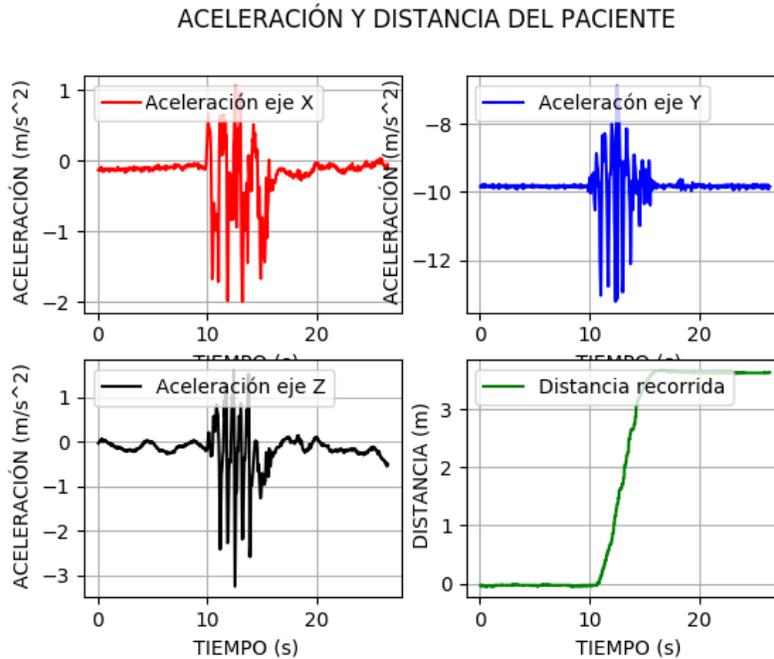


Figura 5.1: Gravedad y distancia, caminata normal.

El efecto del filtro Butterworth pasa banda sobre la señal de aceleración del eje Z del paciente se puede observar en la figura 5.2 en la señal roja. Los sobrepicos en la señal de aceleración del eje Z (Señal azul) corresponden al efecto de la gravedad, este efecto altera el valor de aceleración y genera variaciones considerables en la estimación de la velocidad. También se pueden observar unas pequeñas ondulaciones en la señal de aceleración, las cuales corresponden al ruido blanco introducido por el sistema. Si se observa la salida de la señal de aceleración después del filtro (Señal roja), se puede notar la reducción en el efecto de la gravedad y como disminuye el ruido en la señal, además este filtro por ser de fase cero permite que al hacer la reconstrucción de la señal no haya desviación en la fase de la misma.

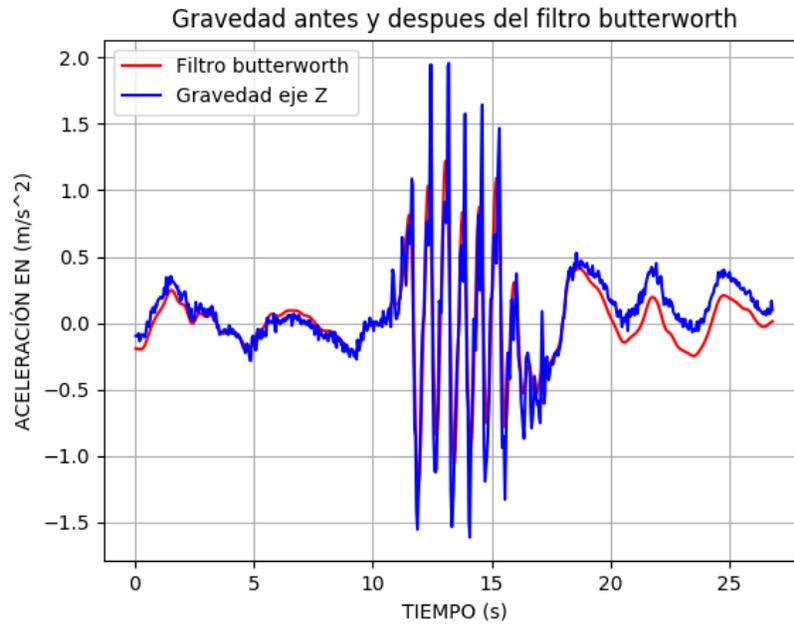
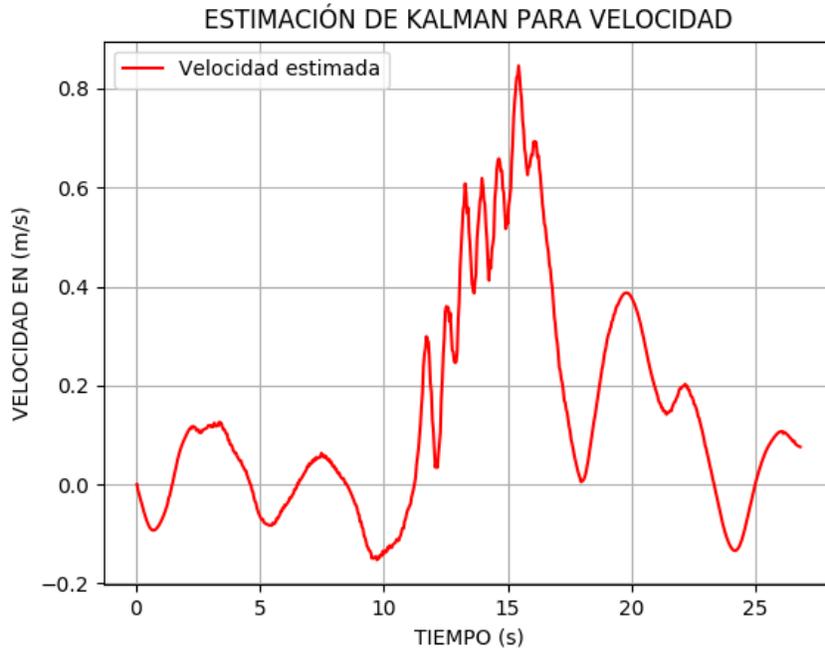
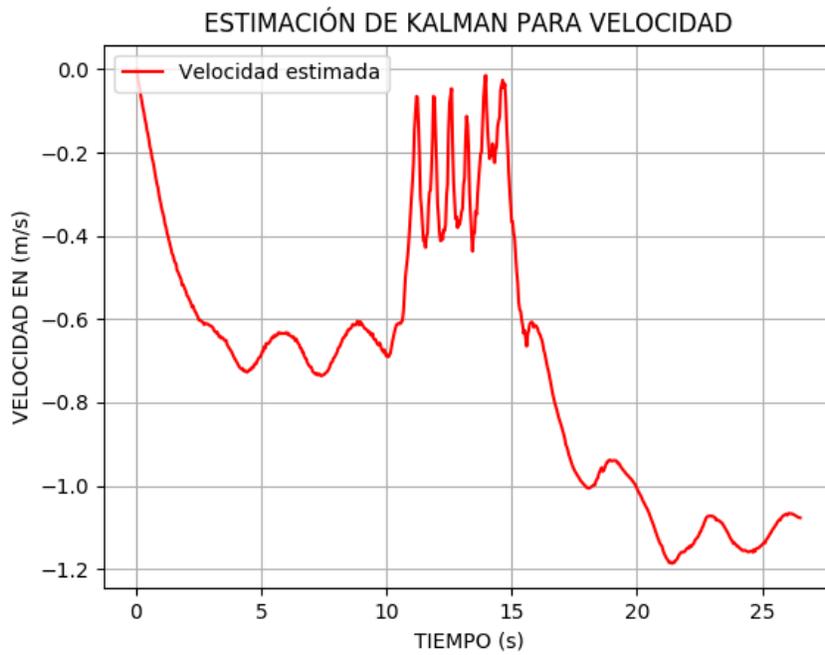


Figura 5.2: Efecto del filtro Butterworth.

Para demostrar el efecto del filtro Butterworth en la estimación de la velocidad de marcha, se presenta la comparación de los resultados en donde a partir de la misma señal de aceleración se realiza la estimación de velocidad sin efecto de la gravedad, es decir, filtrando la señal, y con efecto de la gravedad, es decir, sin filtrar la señal. En la Figura 5.3 (a) se puede observar que la velocidad obtenida incrementa a medida que el paciente realiza su marcha con valores positivos, esto debido a la eliminación del nivel DC de la señal de entrada. Caso contrario se puede observar en la Figura 5.3 (b) donde la tendencia de la señal es parabólica y negativa, lo cual no corresponde a una señal de velocidad, ya que en esta no existen valores negativos.



(a) Velocidad sin efecto de la gravedad



(b) Velocidad con efecto de la gravedad

Figura 5.3: Efecto del filtro Butterworth en la estimación de velocidad.

En la figura 5.4 se presenta la comparación entre el método propuesto y la derivación numérica de la distancia recorrida para obtener la velocidad. La señal azul corresponde a la velocidad calculada a partir de la distancia, la cual presenta variaciones y sobrepicos elevados que comparados con los valores obtenidos de forma manual no coinciden puesto que la variación es exagerada. La señal roja representa la velocidad estimada a partir de la fusión de aceleración y distancia recorrida, usando un doble integrador y el algoritmo de Kalman propuesto para estimar la velocidad, como se puede observar la señal obtenida es limpia.

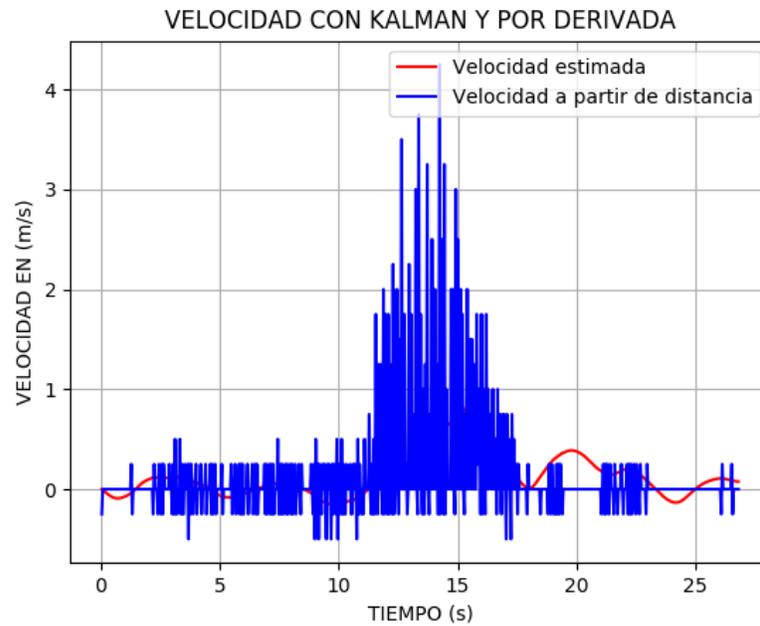


Figura 5.4: Velocidad por Kalman Vs velocidad a partir de distancia.

En la figura 5.5 se puede observar que señal de velocidad obtenida a través de la integración numérica de la aceleración, aunque tiene similitud en cuanto a la forma de onda con la señal de velocidad estimada por Kalman (Color rojo), presenta variaciones considerables (Color negro), además esta presenta valores negativos los cuales no corresponde a una velocidad, por lo tanto este método no permiten un resultado fiable para el análisis de velocidad mediante este método, lo cual se debe a que la integración no hace ninguna corrección del error a diferencia de la estimación por Kalman, donde en cada iteración se hace una predicción del error presente y se corrige el anterior, esto permite obtener una señal de velocidad estimada como la observada en la señal roja, ya que si se compara el promedio de esta señal con el cálculo de la velocidad de forma manual se tiene un error absoluto del 2,19%.

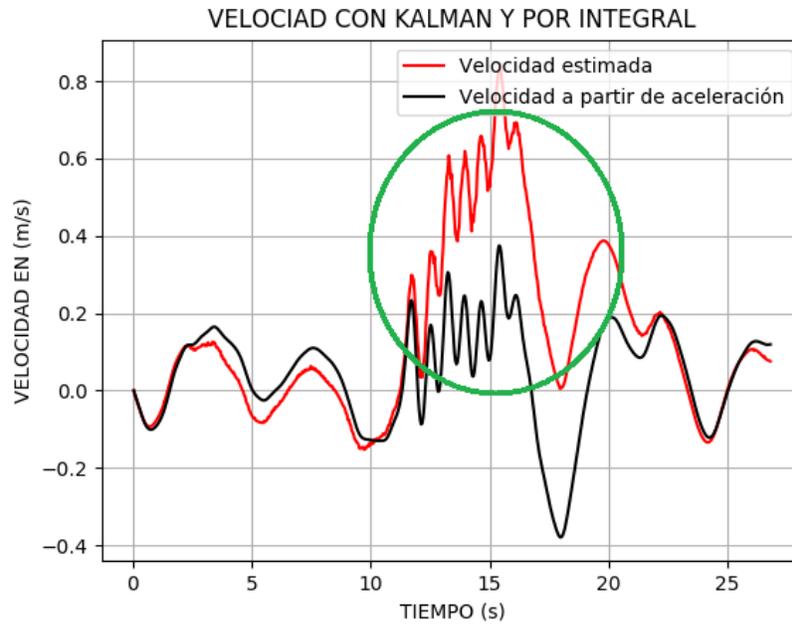


Figura 5.5: Velocidad Kalman Vs velocidad a partir de aceleración.

Se puede observar en la figura 5.6 que la distancia recorrida por el paciente medida con el sensor de proximidad y la estimación del filtro de Kalman para distancia coinciden totalmente, lo cual se debe al funcionamiento del algoritmo de Kalman implementado para dicha estimación y al bajo porcentaje del error absoluto calculado mediante la ecuación 5.2 y que para el paciente 1 corresponde a 0,27%.(Ver columna $\varepsilon_a D$ de la tabla 5.3)

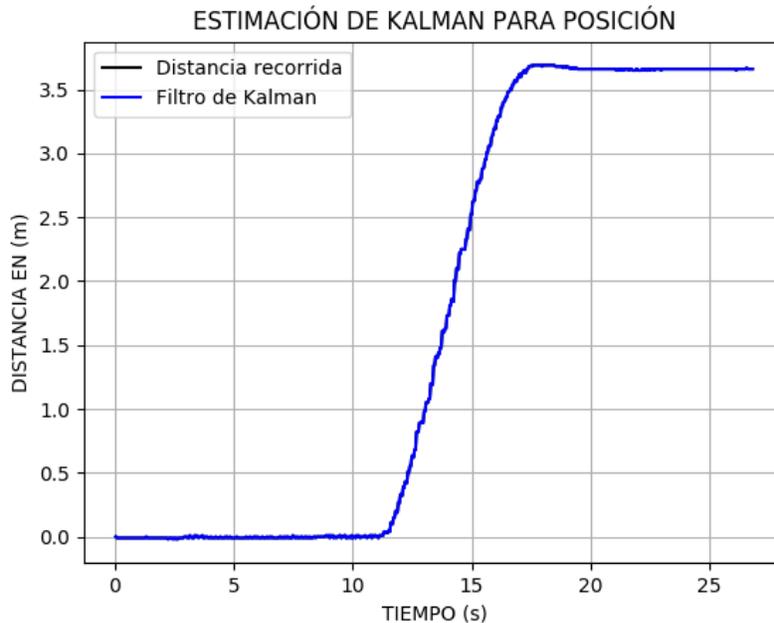


Figura 5.6: Distancia recorrida, caminata normal.

En la figura 5.7 se puede observar la velocidad estimada a partir del algoritmo de Kalman. Los valores de velocidad ubicados entre 0s y 12s corresponden a errores de calibración del sistema, es decir, en la alineación de los ejes de referencia, ya que en este espacio de tiempo el paciente se encuentra en reposo, por lo cual no debe existir ninguna variación en la velocidad. Los valores que se encuentran en el intervalo de tiempo 12s a 16s indican los valores de velocidad a medida que el paciente avanza en su marcha y permiten deducir que el paciente no presenta alteraciones en su marcha, puesto que no se observan sobre picos ni variaciones anormales en la curva que indicarían pérdida de equilibrio, una vasculación o rotaciones del tronco durante la marcha. Los pequeños sobresaltos en la señal corresponden a cada zancada que da el paciente y en su mayoría tienen la misma amplitud, hasta alcanzar una máxima velocidad de $0,84m/s$, cabe anotar que el valor que se observa en la tabla 5.3 se obtiene a partir del promedio de toda la señal de velocidad. La señal ubicada entre 16s y 26,8s corresponde de igual manera a errores de calibración del sistema, ya que en este intervalo de tiempo, el paciente se encuentra en reposo.

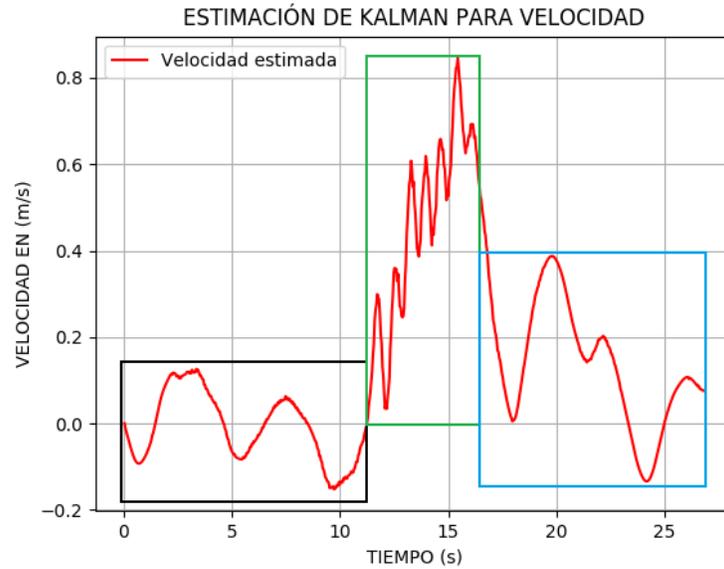


Figura 5.7: Velocidad del paciente, caminata normal.

La figura 5.8 presenta la velocidad y distancia estimadas por el algoritmo de Kalman de forma normalizada, lo cual permite realizar un análisis de velocidad de marcha de forma sencilla y detallada para cada caminata de los pacientes.

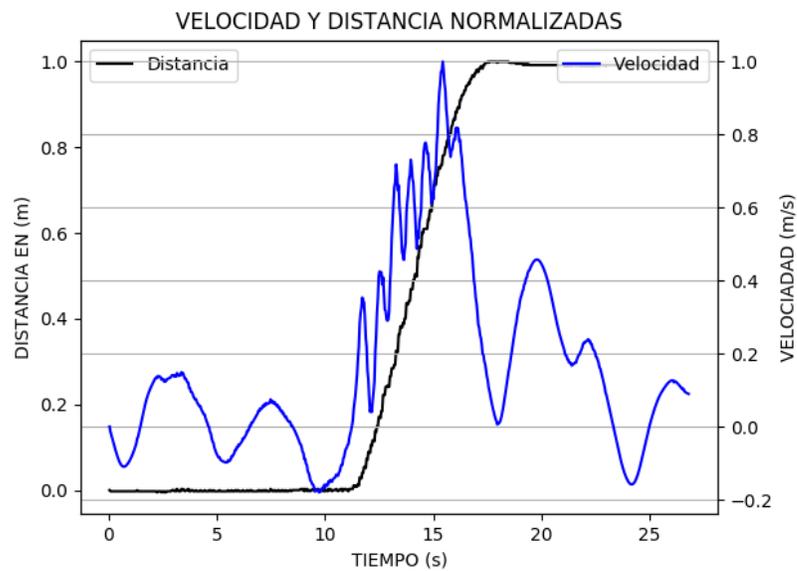


Figura 5.8: Velocidad y distancia normalizadas, caminata normal.

5.5. Análisis de marcha, pacientes 2, 3 y 4 y comparación con la marcha normal del paciente 1

Como se describe en la tabla 5.2, los pacientes dos, tres y cuatro, presentan alteraciones en su marcha debido a sus diferentes patologías, las cuales producen cambios en la señal de salida, tanto en la velocidad de marcha como en la forma de onda de la misma. A continuación se presenta el análisis y comparación de la marcha de los pacientes mencionados con la del paciente 1, quien no presenta alteraciones en su marcha. Esto se hará a través de las gráficas normalizadas de velocidad y distancia recorrida, para cada una de las caminatas, comparando inicialmente la caminata normal y así sucesivamente las otras dos.

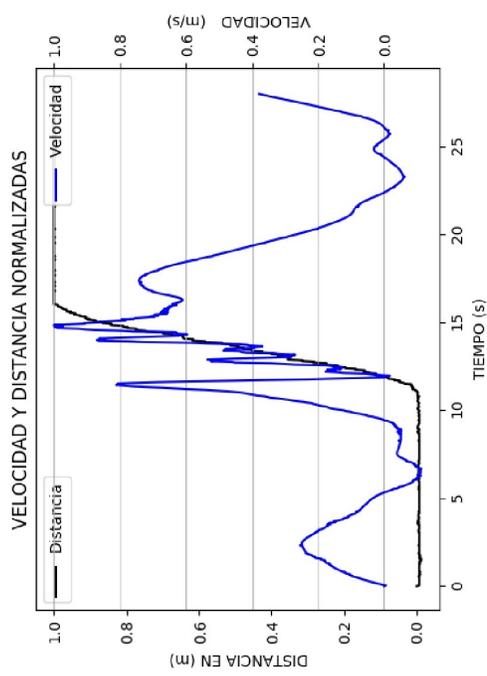
Como se menciona en la sección 5.4 y se muestra en la figura 5.9(a), el paciente 1 no presenta ninguna alteración en su marcha, por lo tanto su curva de velocidad sera el punto de comparación con las de los demás pacientes.

En la figura 5.9(b) se observa en color azul, la señal de la velocidad de marcha del paciente 2 para una caminata normal. Donde en el intervalo de 0 a 9s aproximadamente, se observa una variación en la señal, la cual corresponde a errores en la calibración del sistema, luego entre 9 y 12s se puede apreciar un incremento en la señal, lo indica el impulso que el paciente debe tomar para poder iniciar la marcha, esto debido al uso de la prótesis, la cual le exige un movimiento de aceleración que empuje el cuerpo hacia adelante. Entre los 12 y 15s se puede observar que las variaciones en la señal no son continuas como en la señal del paciente 1, lo cual deja en evidencia el efecto del choque del ajuste de la prótesis con la rodilla al finalizar un ciclo de marcha, entre 15 y 16s se aprecia la desaceleración para detener la marcha y finalmente entre 16 y 28,04s se presentan variaciones que corresponden a errores en la calibración del sistema y al movimiento del cuerpo del paciente para mantener su postura en reposo.

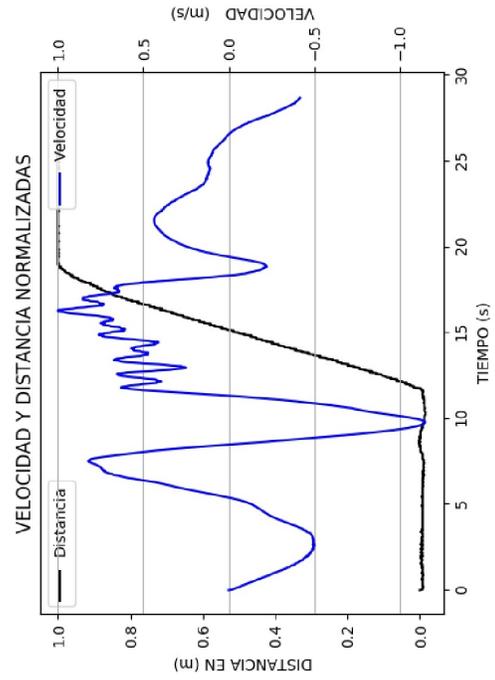
El la figura 5.9(c) se visualiza la curva de velocidad para el paciente 3, el cual presenta alteración en la marcha, debido a la fractura de tibia y fibula, misma que no le permite mantener una postura estática por lo cual en el intervalo entre 0 y 10s se observan variaciones en la curva de velocidad mayores al error de calibración del sistema, además también requiere de un impulso antes de iniciar la caminata como se observa en el sobrepico del intervalo de 10 a 12s, luego entre 12 y 14s aproximadamente presenta una marcha normal, sin embargo entre 14 y 16s presenta una pérdida de equilibrio y la desaceleración para finalizar la caminata, finalmente en el resto del tiempo en que permanece en reposo existen pérdidas de equilibrio debidas al dolor que le produce estar en posición estática.

Finalmente en la figura 5.9(d) se observa la señal de velocidad para el paciente 4, quien tiene fractura de rotula, la cual limita su capacidad de marcha, debido a que lleva poco tiempo después de la intervención quirúrgica y aun no puede flexionar ni extender la rodilla totalmente, además se encuentra en el proceso de dejar las muletas, esto se

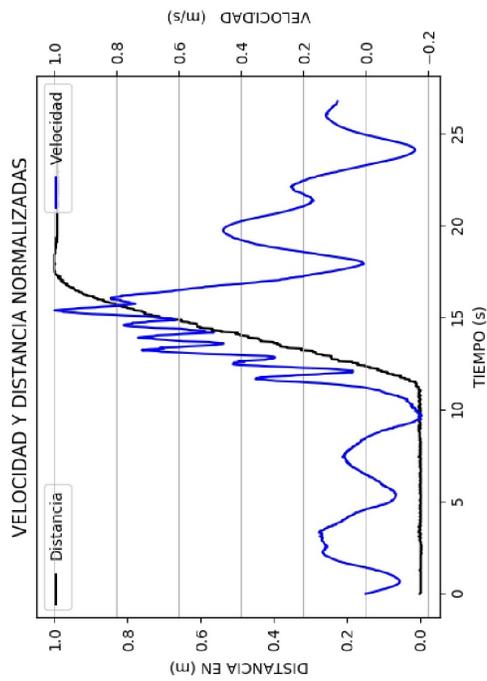
puede observar en la curva de velocidad, donde en el intervalo de 0 a 10s además de la variación por errores de calibración del sistema se presenta un sobrepico negativo, el cual es inusual en una caminata ya que generalmente los sobrepicos suelen ser positivos y debidos al impulso o a las vasculaciones del paciente, sin embargo esta variación se debe a la necesidad del paciente de acomodarse justo antes de dar inicio a la marcha, donde se inclino de forma involuntaria generando un cambio exagerado en la aceleración y por ende esta variación en la señal de velocidad. Una vez listo, da inicio a la caminata a los 12s pero con pasos cortos y lentos, a razón de la poca movilidad que su patología le permite, pues aunque no presenta cojera si tiene rigidez en la rodilla, también se puede observar que aproximadamente a los 14s antes de terminar la marcha empieza a desacelerar, termina la caminata a los 16s y mientras esta en reposo vuelve nuevamente a acomodarse generando un cambio menor en la señal.



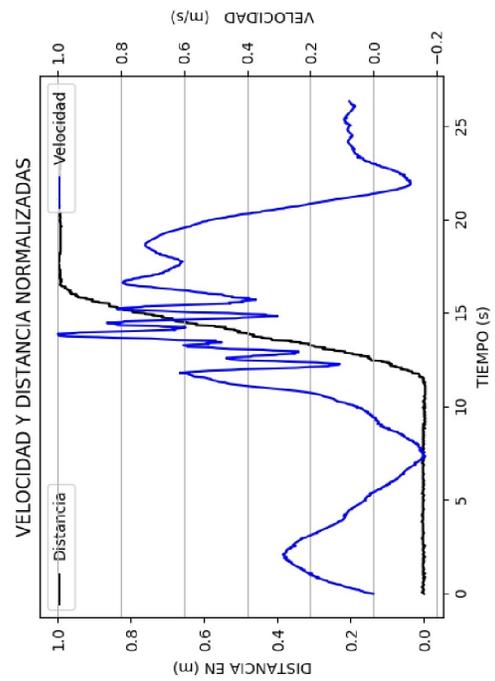
(b) Paciente 2



(d) Paciente 4



(a) Paciente 1



(c) Paciente 3

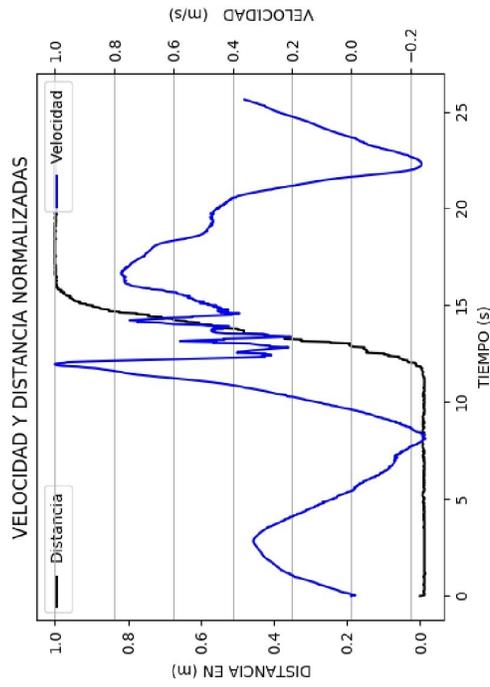
Figura 5.9: Velocidad y distancia normalizadas, caminata normal. Fuente: Propia

La estimación de velocidad para la caminata rápida de los cuatro pacientes se presenta en la figura 5.10, donde la imagen (a) corresponde a la velocidad del paciente 1, quien tiene marcha normal, en ella se pueden observar los errores de calibración del sistema sin ninguna alteración adicional en el intervalo de 0 a 10s, a los 11s se observa un sobrepico en la señal, el cual se debe a la aceleración e impulso que realiza el paciente para iniciar una caminata rápida, sin embargo este no es exagerado. En el intervalo de 11 a 14,5s aproximadamente se realiza la caminata, en espacio se puede observar que el paciente da unos pasos mas largos que otros, lo que se atribuye a su necesidad por desplazarse a mayor velocidad. En el tiempo restante se visualiza la desaceleración y los errores de calibración nuevamente.

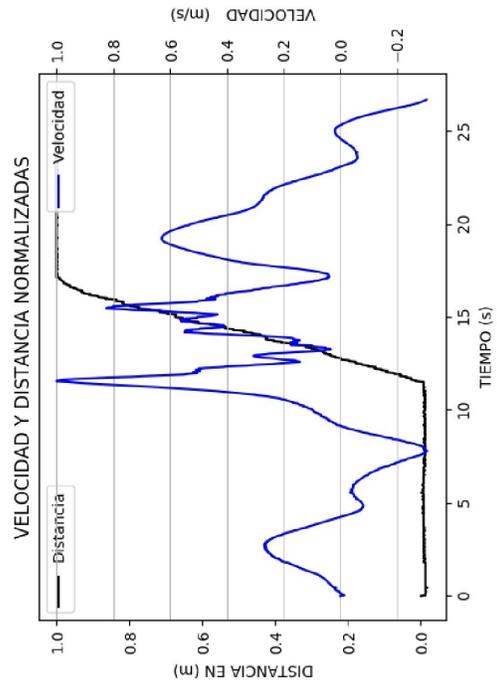
Para el paciente 2 en el intervalo de 0 a 10s se observa una variación mayor a la de los errores de calibración, esto se debe a que el paciente realizo movimientos del tronco mientras estaba en reposo. También presenta un sobreimpulso al momento de iniciar la caminata a los 12s, pero es mayor al del paciente 1, como se observa en la figura 5.10 (b), esto gracias a que el paciente debe realizar un mayor esfuerzo para iniciar la caminata, debido al uso de la prótesis, en el intervalo de 12 a 16s aproximadamente el paciente realiza la caminata, sin embargo se puede observar que la velocidad de marcha es menor a la del paciente 1, es decir, se aprecia la alteración de la marcha y la limitación del paciente para desplazarse a una velocidad rápida.

En la gráfica del paciente paciente 3 se puede observar que los errores de calibración del sistema son mínimos y que también presenta el sobreimpulso del paciente 2 al inicio de la marcha, sin embargo una vez iniciada la caminata su velocidad disminuye como se observa en la 5.10 (c), ya que la lesión le genera dolor y lo obliga a frenar, haciendo que su velocidad en una caminata rápida sea descendente en comparación a las curvas de los pacientes 1 y 2.

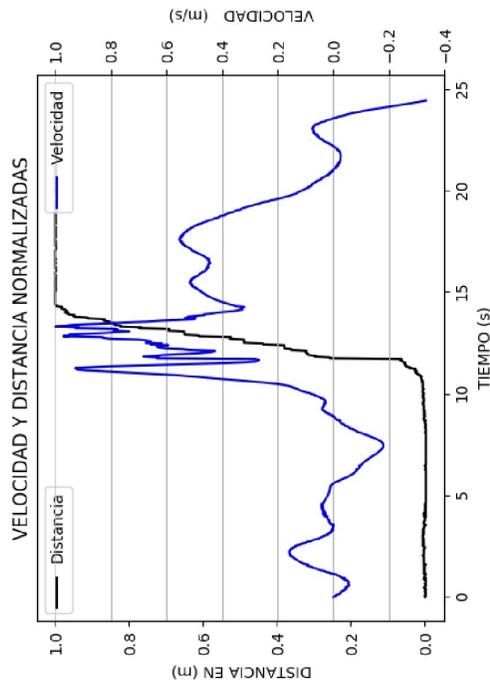
En la figura 5.10 (d) se visualiza la curva de velocidad del paciente 4, donde el error de calibración se ha sumado con movimientos del tronco del paciente y genera una variación en la señal. En el momento de inicio de la marcha el paciente al igual que los pacientes 2 y 3 también requiere de un impulso mayor al del paciente 1, debido a la incapacidad para extender y flexionar la rodilla derecha, sin embargo analizando la señal de distancia se evidencia que aunque su marcha es mas lenta su velocidad tiene un comportamiento ascendente y se asemeja a su caminata normal, ya que el paciente tiene dificultad para realizar una marcha a una velocidad mayor a la que se ha designado normal.



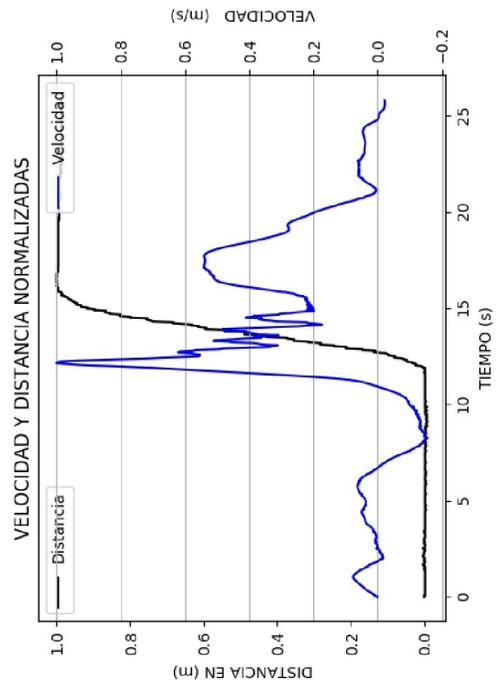
(b) Paciente 2



(d) Paciente 4



(a) Paciente 1



(c) Paciente 3

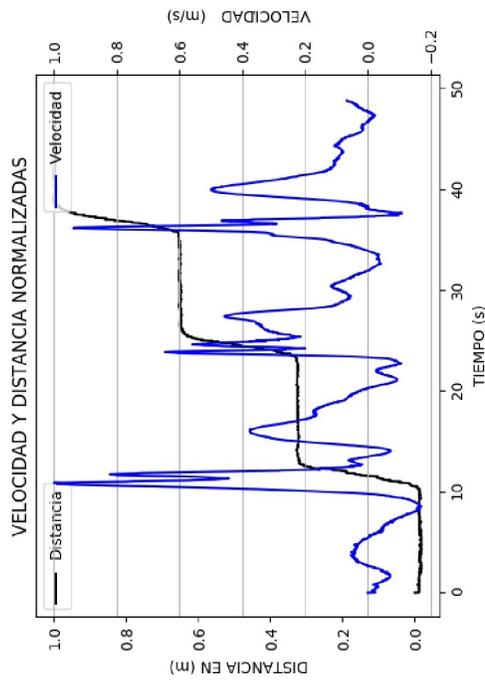
Figura 5.10: Velocidad y distancia normalizadas, caminata rápida. Fuente: Propia

Finalmente en la figura 5.11 se presentan las curvas de velocidad y distancia normalizadas para una caminata pausa de cada uno de los pacientes. En la figura 5.11 (a), se visualizan las señales obtenidas para el paciente con marcha normal, como es común entre 0 y 10s se observan los errores de calibración del sistema, entre 10 y 11s se produce la primera caminata correspondiente a un ciclo de marcha, donde los dos sobrepicos indican cada paso, y se observa que no hay alteración, ya que la variación no es exagerada. En el segundo ciclo de marcha si se presenta una variación en la señal, ya que el sobrepico si es exagerado y se produce cuando finaliza la segunda fase de la marcha, esto se debe a que el paciente realizo el segundo paso con un movimiento brusco y genero una mayor aceleración y por consiguiente esta variación. En el ultimo ciclo, es decir, en el intervalo de 37 a 38s se evidencia el impulso en la fase de aceleración y la desaceleración con el golpe de talón de la segunda fase del ciclo de marcha.

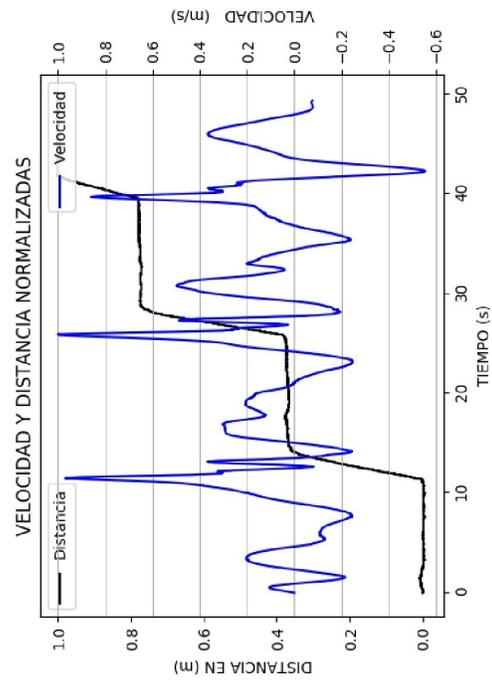
Para el paciente 2 el error de calibración esta dentro de lo común, pero en el momento del inicio del primer ciclo se nota la variación característica en todas sus caminatas, es decir, el impulso que siempre necesita. En el segundo ciclo, su caminata se asemeja a una normal, con pequeño impulso y la desaceleración antes de parar y finalmente en el ciclo de marcha tres se evidencia el impulso para el inicio de la primera fase de la marcha y un frenado brusco que genera un sobrepico negativo como se observa en la figura 5.11 (b).

La señal obtenida para el paciente 3 en la figura 5.11 (d), permite observar que la caminata en el primer ciclo de marcha presenta las características de sus caminatas anteriores, es decir, al igual que el paciente 2, él también requiere de un impulso para iniciar la marcha pero menor, sin embargo el primer y segundo ciclo tienen relación con los del paciente uno de marcha normal, esto se debe a que el paciente 3 no presenta dolor al dar los dos pasos de cada ciclo de marcha, según lo manifestado por él. Caso contrario ocurre en el ultimo ciclo de la caminata donde se observa que el segundo paso fue bastante corto y se presenta una desaceleración que se suma a una perdida de equilibrio ocasionada por el dolor al apoyar el talón cuando se finaliza la segunda fase del ciclo, lo cual ocasiona un sobrepico negativo exagerado en la señal.

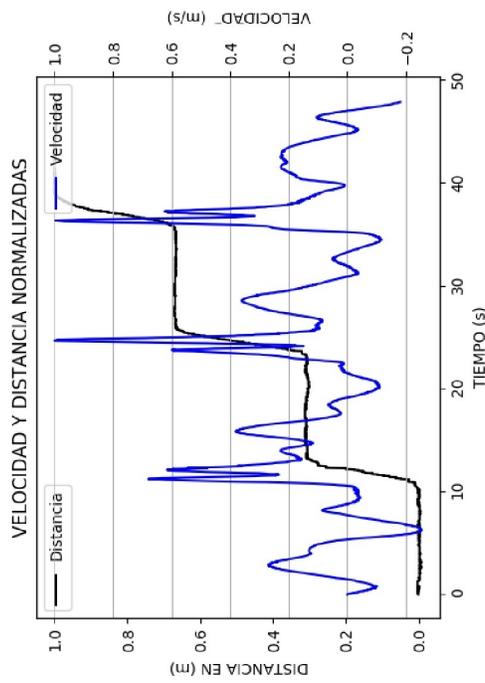
En la figura 5.11 (c) se presenta la curva de velocidad del paciente 4, donde se observa que en el inicio de cada uno de los ciclos el paciente requiere de un impulso para iniciar la marcha y que en los intervalos de tiempo donde esta en reposo realiza balanceo del tronco, lo cual genera variaciones en la señal que se suman al error de calibración del sistema. Además en el ultimo ciclo dio los pasos cortos, lo cual se debe al temor de no poder frenar a tiempo y chocar con el muro, como lo evidencia la desaceleración que produce un sobrepico negativo.



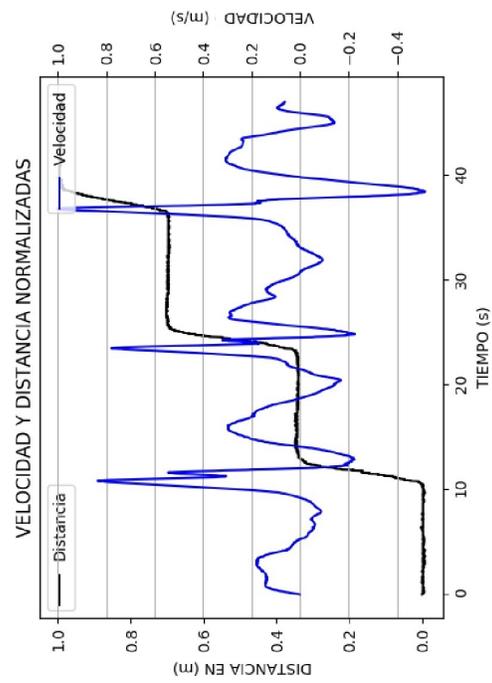
(b) Paciente 2



(d) Paciente 4



(a) Paciente 1



(c) Paciente 3

Figura 5.11: Velocidad y distancia normalizadas, caminata pausada. Fuente: Propia

5.6. Validación estadística del dispositivo

Para la validación estadística del dispositivo, se realiza primero una comparación de las medidas obtenidas a través del sistema manual y por medio del sistema desarrollado. La comparación se realiza por medio de la Figura 5.12; en ella se observa que los rangos de variación son similares; lo cual sugiere que se está midiendo la misma variable. Sin embargo esta comparación no permite realizar ninguna conclusión sobre el error que puede presentar el sistema desarrollado.

Un análisis estadístico más profundo es el propuesto por Wilcoxon [61, 62]; en el cual, se hace una comparación entre las medianas, las desviaciones estándar de dos muestras. Como resultado de este, se determinó que el sistema electrónico desarrollado está realizando una sobrestimación de la velocidad media del paciente, este resultado tiene una significancia superior al 99 %. Este resultado era esperado dado que la velocidad media calculada por el sistema es afectada por toda la dinámica intrínseca de la marcha; contrario al cálculo realizado con el uso del cronómetro que supone una velocidad constante durante toda la marcha. Para una validación más acorde al problema se ha de requerir un sistema de captura de movimiento óptico que permita determinar inequívocamente la dinámica de la marcha humana

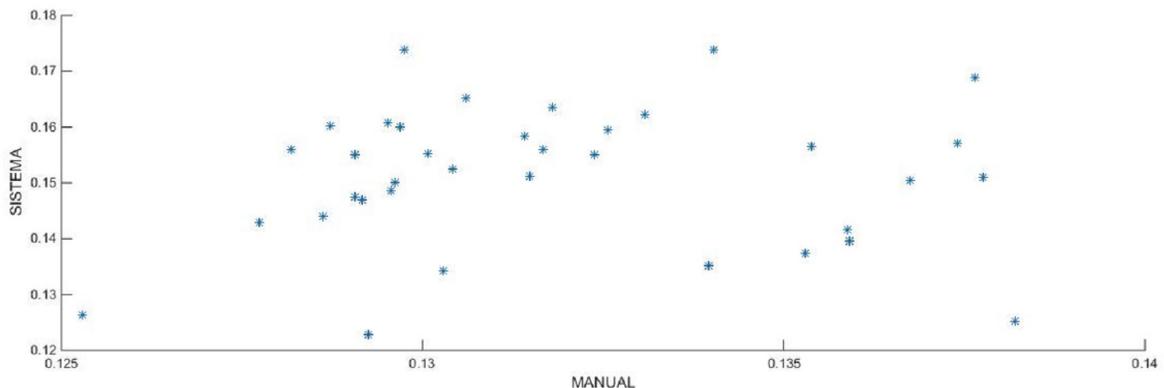


Figura 5.12: Sistema Manual Vs Sistema Desarrollado Fuente: Propia

A continuación se presentan los datos que se usaron para realizar el análisis estadístico basado en el test de Wilcoxon.

En la tabla 5.4 se pueden observar los datos correspondiente a la velocidad media calculada a partir de la distancia y el tiempo que un paciente tarda en realizar una caminata y la velocidad media calculada por el sistema a partir de la integración de la aceleración y posición del paciente.

Paciente	Caminata	Vel.Cal (m/s).	Vel.Sis (m/s).
1 Sano	1	0.132	0.155
	2	0.132	0.156
	3	0.129	0.160
	4	0.130	0.173
	5	0.129	0.155
	6	0.130	0.155
	7	0.130	0.160
	8	0.130	0.152
	9	0.132	0.163
	10	0.131	0.165
	11	0.130	0.148
	12	0.130	0.160
	13	0.128	0.143
	14	0.129	0.143
	15	0.128	0.156
	16	0.129	0.147
	17	0.129	0.146
	18	0.130	0.150
2 Sano	1	0.138	0.125
	2	0.125	0.126
	3	0.129	0.122
	4	0.135	0.137
	5	0.130	0.134
	6	0.134	0.135
	7	0.131	0.158
	8	0.137	0.157
	9	0.138	0.151
	10	0.135	0.156
	11	0.131	0.151
	12	0.136	0.141
	13	0.137	0.150
	14	0.138	0.168
	15	0.134	0.173
	16	0.133	0.162
	17	0.133	0.159
	18	0.136	0.139

Tabla 5.4: Datos de pacientes sanos para análisis estadísticos

5.7. Comparación del método de medición de velocidad de marcha electrónico con el método usado por el fisioterapeuta o medico tratante

Esta se llevo a cabo en las instalaciones de la IPS de Comfacauca sede Popayán, donde se realizó la validación del dispositivo electrónico desarrollado para este proyecto de investigación.

La validación se realizó con dos pacientes en rehabilitación, los cuales presentaban, fractura transversal de patela o rótula y fractura de tibia y fíbula, respectivamente. Este procedimiento se realizó bajo el consentimiento por escrito de cada uno de los pacientes.

La prueba consistió en que cada paciente debía realizar tres caminatas de la siguiente manera:

1. Normal, velocidad de marcha a la que el paciente con su lesión podía realizar una caminata.
2. Rápida, el paciente aplica la mayor velocidad a la marcha sin afectar los ciclos de esta.
3. Pausada, el paciente realiza un ciclo completo de marcha y se detiene durante 10s y lo repite hasta realizar 3 ciclos en total.

Todas las caminatas se realizaron en un espacio de 4 metros de distancia entre paciente y una pared, en una superficie plana y antideslizante, la cual garantizaba que la marcha solo se vería afectada por la lesión del mismo.

Por otro lado los resultados obtenidos del sistema, según los fisioterapeutas, son importantes ya que permiten obtener la curva de velocidad del paciente, y en ella observar las afectaciones que este pueda tener en la marcha, como son, pérdidas de equilibrio, basculaciones y oscilación de tronco, las cuales comúnmente en las terapias se obtienen de forma cualitativa, es decir, a partir de la observación de las conductas del paciente durante las fases de la marcha y de la presencia o no de dolor por la lesión, estableciendo una velocidad de marcha lenta, rápida y finalmente el trote. Por lo cual el sistema podría ser usado para evaluar la evolución del paciente, a partir de la medida de velocidad de marcha, al inicio del tratamiento, en la mitad y al final del tratamiento, ya que esto ayuda psicológicamente al paciente, permitiéndole observar su mejoría a través del aumento de la velocidad de marcha.

La técnica usada en el proyecto de investigación para medir la velocidad de marcha, comparada con la usada en la unidad de fisioterapia, puede ser más precisa ya que basa su funcionamiento en sensores inerciales, lo cual permite conocer la velocidad de

marcha en metros por segundo y además se pueden obtener datos que no pueden ser observados a simple vista, mientras que la usada en la unidad se basa en la observación, por lo tanto solo se puede clasificar la velocidad como lenta o rápida y esto podría variar según el observador.

En el apéndice H, se encuentra la copia de la carta de constancia emitida por los fisioterapeutas de la IPS COMFACAUCA.

Capítulo 6

Conclusiones y Trabajos Futuros.

6.1. Conclusiones

Las condiciones mínimas del sistema implementado requieren que el modelo matemático sea lineal e invariante en el tiempo y que la señal de aceleración de entrada este afectada solo por ruido blanco, además los pacientes deben estar en proceso de rehabilitación y durante su marcha no deben presentar balanceo de tronco y extremidades inferiores exagerados.

La método utilizado en esta investigación permite una estimación de velocidad cuantitativa, basada en la captura de variables físicas que describen el comportamiento de la marcha de un paciente, mientras que el usado por los fisioterapeutas es cualitativo ya que basa en la observación y en la presencia o no de dolor y el diagnóstico puede variar de acuerdo al criterio del médico tratante.

La estimación de parámetros de marcha a través de la técnica de acelerometría es factible, sin embargo requiere de estrictos niveles de calibración que permitan la eliminación del error en estado estacionario, así como también el uso de algoritmos matemáticos que ayuden a disminuir los ruidos blancos tanto de medición como del sistema.

La eliminación del efecto de la gravedad en la señal de aceleración, mediante el uso de un filtro Butterworth pasa banda, es de vital importancia para obtener una estimación de la velocidad de marcha con un bajo porcentaje de error.

El alto porcentaje del error absoluto entre la velocidad estimada por el sistema y de la calculada de forma manual, se debe a que el promedio de la velocidad estimada por el sistema se obtiene a partir de toda la señal de velocidad, lo que indica que los errores de calibración del sistema y los movimientos involuntarios del paciente en estado de reposo hacen parte de dicho promedio, mientras que la velocidad promedio calculada de forma manual se obtiene solo a partir de un dato de distancia recorrida y un dato del tiempo en que el paciente recorre dicha distancia, sin tener en cuenta los errores

de calibración del sistema y los movimientos involuntarios del paciente en estado de reposo.

La técnica utilizada comparada con métodos como la integración de la aceleración y la derivada de la distancia, es mucho mas compleja pero también permite obtener resultados bastante fiables, ya que fusiona la aceleración y la distancia recorrida a través del algoritmo de Kalman.

6.2. Trabajos Futuros

- Sistema de estimación de la orientación de la posición del acelerómetro.
- Sistema de base de datos no SQL para análisis de metadatos y datos generados por el dispositivo .
- Validación del dispositivo usando un sistema óptico de captura de movimiento.
- Adecuación del sistema para realizar la estimación de otros parámetros espacio-temporales de la marcha.
- Mejoramiento de la capacidad de muestreo de la tarjeta de adquisición de datos.

Bibliografía

- [1] N. Wierzesen, “Análisis de la Actividad Muscular en Posición Bípeda y durante la Marcha,” Ph.D. dissertation, Universidad del País Vasco Euskal Herriko Unibertsitatea, 2005.
- [2] S. Vázquez, “Análisis de la marcha humana con plataformas dinamométricas. Influencia del transporte de carga.” Ph.D. dissertation, Complutense de madrid facultad de medicina, 2002.
- [3] C. Sanz, “Cinesiología de la marcha humana normal,” Universidad de Zaragoza, Tech. Rep., 2011.
- [4] J. Heredia and S. J. Maria, “Diferencias espacio-temporales de la locomoción en adultos varones con normopeso y sobrepeso,” *Universidad de Granada*, vol. 23, pp. 8–11, 2017.
- [5] J. Cámara, “Gait analysis: phases and spatio-temporal variables,” *entramado*, vol. 7, no. 1, pp. 160–173, 2011.
- [6] S. Collado and J. Carrillo, “Balzac y el análisis de la marcha humana,” *neurología*, vol. 30, no. 4, pp. 240–246, 2015.
- [7] A. V. Moreno, G. E. Gutiérrez, and P. J. C. Moreno, “Consideraciones para el análisis de la marcha humana. Técnicas de videogrametría, electromiografía Y dinamometría,” *Revista Ingeniería Biomédica*, vol. 2, no. 3, pp. 16–26, 2008.
- [8] S. Vázquez, “La marcha: historia de los procedimientos de análisis.” *revista médica clínica las condes*, vol. 25, no. 2, pp. 237–247, 2014.
- [9] Robertson and Regnaud, “Descripción y evaluación de la eficacia de los tratamientos para la recuperación motora en el paciente hemipléjico: un enfoque justificado,” *emc - kinesiterapia - medicina física*, vol. 33, no. 1, pp. 1–12, 2012.
- [10] E. G. Ospina, “Sistema de registro de los miembros inferiores durante la marcha,” Ph.D. dissertation, universidad militar nueva granada, 2012.

- [11] J. E. R. Montilla, “Desarrollo de un prototipo de sistema de captura de movimiento para actividad física del miembro inferior como interfaz de usuario en un ambiente de realidad virtual Universidad,” Ph.D. dissertation, Universidad Militar Nueva Granada, 2013.
- [12] M. B. Fernandes, “Desenvolvimento de um sistema para análise de equilíbrio baseado em sensores inerciais,” Tesis de Maestria, Universidade do Minho, 2013.
- [13] M. Sastré and G. Castellanos, “Diseño de un inclinómetro de bajo costo utilizando un Filtro de Kalman,” in *Congreso internacional de innovación tecnológica*, 2010.
- [14] M. Arteaga, M. Izquierdo, “Kinesiología y biomecánica de la actividad física y el deporte: concepto y revisión histórica,” in *Biomecánica y bases neuromusculares de la actividad física y el deporte*, 2009, ch. Capitulo 1, pp. 1–15.
- [15] A. Acedo, “Conceptualización de la biomecánica deportiva y biomecánica de la educación física,” *umce*, vol. 1, p. 68, 2007.
- [16] A. Peruzzi, U. Della Croce, and A. Cereatti, “Estimation of stride length in level walking using an inertial measurement unit attached to the foot: a validation of the zero velocity assumption during stance,” *journal of biomechanics*, vol. 44, no. 10, pp. 1991–1994, 2011.
- [17] R. Boza, e. Duarte, r. belmonte, e. marco, j. M. muniesa, m. tejero, e. sebastiá, and f. escalada, “Estudio baropodométrico en el hemipléjico vascular: relación con la discapacidad, equilibrio y capacidad de marcha,” *rehabilitacion*, vol. 41, no. 1, pp. 3–9, 2007.
- [18] M. Chacón and E. Ortiz Cubero, “Desarrollo de una herramienta para captura del movimiento humano para el análisis biométrico,” Ph.D. dissertation, Universidad de Costa Rica, 2007.
- [19] H. Vathsangam, e. T. schroeder, and g. s. sukhatme, “Hierarchical approaches to estimate energy expenditure using phone-based accelerometers,” *ieee journal of biomedical and health informatics*, vol. 18, no. 4, pp. 1242–1252, 2014.
- [20] Z. Dominquez and R. Martinez Mendez, “Medición de aceleración lineal en el cuerpo humano,” in *Microcontroladores y sus Aplicaciones*, San Miguel de Tucuman, Argentina, 2015, p. 4.
- [21] J.-h. Chen, s.-c. lee, and d. b. debra, “Gyroscope free strapdown inertial measurement unit by six linear accelerometers,” *journal of guidance, control, and dynamics*, vol. 17, no. 2, pp. 286–290, 1994.

- [22] S.-h. Won, W. Melek, and F. Golnaraghi, “A Kalman/Particle Filter-Based Position and Orientation Estimation Method Using a Position Sensor/Inertial Measurement Unit Hybrid System,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 57, no. 5, pp. 1787–1798, 2010.
- [23] W. Su, L. Wang, B. G. Celler, e. Ambikairajah, and a. V. savkin, “Estimation of walking energy expenditure by using support vector regression,” in *the 2005 ieee engineering in medicine and biology 27th annual conference*, 2005, pp. 3526–3529.
- [24] M. Reyes, J. Ramírez, j. r. revilla, p. radeva, and s. escalera, “Adibas: Sistema multisensor de adquisición automática de datos corporales objetivos, robustos y fiables para el análisis de la postura y el movimiento,” *vi congreso iberoamericano de tecnologíad de apoyo a la discapacidad*, p. 7, 2011.
- [25] F. Martínez, f. gómez, and e. romero, “Análisis de vídeo para estimación del movimiento humano : una revisión,” *revista medica*, vol. 17, no. 1, pp. 953–106, 2009.
- [26] M. Azorín, J. Pina, and P. Martínez, “Biomecánica y reeducación de la marcha tras intervención mediante artroscopia de rodilla,” *Revista de fisioterapia*, vol. 4, no. 1, pp. 3—14, 2005.
- [27] A. encarnación Martínez, “Análisis biomecánico de la marcha nórdica: efectos de la experiencia y de la velocidad de práctica sobre el patrón de presión plantar, las fuerzas de reacción del suelo y los niveles de impacto.” Ph.D. dissertation, Universidad de valencia, 2012.
- [28] A. Godfrey, r. conway, d. meagher, and g. laighin, “Direct measurement of human movement by accelerometry,” *medical engineering and physics*, vol. 30, no. 10, pp. 1364–1386, 2008.
- [29] W. Acevedo, “Acelerometro. Principios y aplicación del sensor de aceleración empleando la tecnología mems,” Ph.D. dissertation, universidad industrial de santander, 2004.
- [30] I. Pulido-Valdeolivas, D. Gómez-Andrés, J. A. Martín-Gonzalo, J. López-López, E. Gómez-Barrena, J. J. Sánchez Hernández, and E. Rausell, “Parámetros de marcha en una muestra de referencia de escolares sanos españoles: Descripción multivariante y asimetrías entre ciclos izquierdos y derechos,” *Neurologia*, vol. 28, no. 3, pp. 145–152, 2013.
- [31] C. A. Díaz, A. Torres, J. I. Ramírez, L. F. García, and N. Álvarez, “Descripción de un dispositivo destinado al análisis de la marcha en dos dimensiones, CineMED,” *Revista EIA*, no. 5, pp. 85–92, 2006.

- [32] T. Agudelo Mendoza, Briñez, V. Guarín, and J. Ruiz, “Marcha: descripción, métodos, herramientas de evaluación y parámetros de normalidad reportados en la literatura,” *ces movimiento y salud*, vol. 1, no. 1, pp. 29–43, 2013.
- [33] H. Charte, “Daily activity monitoring using an inertial measurement unit,” Ph.D. dissertation, universitat pilitècnica de catalunya, 2014.
- [34] R. Ortiz, A. García, and M. Astiz, *Instrumentación en volcanología*. Cabildo Insular de Lanzarote, 2001, no. January 2014.
- [35] C. Guerra Artal, “Contribuciones al seguimiento visual precategórico,” Tesis, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, 2002.
- [36] D. Simon, “Kalman filtering,” *embedded system programming*, no. june, pp. 72–79, 2001.
- [37] J. E. S. Pillaajo, Carlos, “El filtro de kalman,” Universidad Pontificia Bolivariana, Tech. Rep., 2010.
- [38] L. Valdés, “Leak detection in water pipelines: Proposal based on a bank of filters,” *Rev Chilena de Ingenieria*, vol. 17, no. 3, pp. 375–385, 2009.
- [39] I. Eskudero, J. Sánchez, C. Buchart, A. Garcia Alonso, and D. Borro, “Tracking 3D en GPU basado en el filtro de partículas,” *Proceedings of the Congreso Español de Informática Gráfica (CEIG’09)*, vol. 11, pp. 47–55, 2009.
- [40] S. Sañudo and F. Masson, “Filtro de partículas acotado para fusión de datos en redes de sensores,” *Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad Nacional del Sur*, no. 8000, 1999.
- [41] D. Gaydou, J. Redolfi, and A. Henze, “Filtro complementario para estimacion de actitud aplicado al controlador embebido de un cuatrirrotor,” *Córdoba, Universidad Tecnología Nacional*, 2011.
- [42] M. Haro, “Laboratorio de análisis de marcha y movimiento,” *revista médica clínica las condes*, vol. 25, no. 2, pp. 237–247, 2014.
- [43] J. Moreno, f. brunetti, r. ceres, l. calderón, and j. l. pons, “Una aproximación a la compensación y valoración funcional de marcha humana.” *xxiv jornadas de automática*, no. april 2015, 2003.
- [44] A. Gesti and A. Santiago, “Guía para el diseño e implementación de un sistema de gestión de archivos,” *revista colombiana de fisica*, no. december, p. 116, 2011.

- [45] A. Zumarraga, “Estimador de actitud basado en sensores inerciales mems,” in *III Congreso Argentino de Ingeniería Aeronáutica*, Buenos Aires Argentina, 2014, pp. 1–8.
- [46] I. Pulido-Valdeolivas, d. gómez andrés, j. A. martín gonzalo, j. lópez lópez, e. gómez barrena, j. J. sánchez hernández, and e. rausell, “Parámetros de marcha en una muestra de referencia de escolares sanos españoles: descripción multivariante y asimetrías entre ciclos izquierdos y derechos,” *neurologia*, vol. 28, no. 3, pp. 145–152, 2013.
- [47] f. Inman, Verne thompson and ralston, henry james and todd, *Human walking*. williams \wilkins, 1981.
- [48] R.ñ Berenguer@, “Algunas imprecisiones que nos encontramos en la Física teórica actual,” *Latin american journal of physics education*, vol. 3, p. 681, 2009.
- [49] C. Guardiola, S. Hoyas, and B. Pla, “Desarrollo de la solución analítica de un filtro de Kalman estacionario para la observación de deriva en modelos,” *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, vol. 12, pp. 230–238, 2015.
- [50] B. Santhiranayagam, D. Lai, W. Sparrow, and R. Begg, “A machine learning approach to estimate Minimum Toe Clearance using Inertial Measurement Units,” *Journal of Biomechanics*, vol. 48, no. 16, pp. 4309–4316, 2015.
- [51] C. Larco, “Diseño e implementación de una plataforma strap-down para “tracking position” en sistemas indoor usando visión artificial y fusión sensorial a través de filtro de Kalman extendido,” Ph.D. dissertation, Escuela politécnica nacional, 2009.
- [52] V. Bravo, M. A. Arias, and J. A. Cardenas, “Análisis y aplicación del filtro de kalman a una señal con ruido aleatorio,” *Scientia et technica*, vol. 18, no. 1, pp. 267–274, 2013.
- [53] S. Ramírez, “El filtro de kalman,” *Nota técnica, departamento de investigaciones económicas, Banco Central de Costa Rica*, pp. 1–32, 2003.
- [54] J. Guallichico, A. Utreras, E. ávalos, A. Rosales, and P. Burbano, “Diseño e Implementación de un Sistema de Navegación Inercial Tipo Strapdown para estimar la Posición de un Robot Móvil .” *Revista Politecnica*, vol. 32, no. 2, pp. 112–119, 2013.
- [55] O. Quintero and F. Di Sciascio, “Aplicación del filtro de Kalman extendido a un proceso de fermentación alcohólica en continuo,” *XI Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control RPIC*, no. January, 2005.
- [56] D. Teran, “Diseño E Implementación De Un Sistema Para Visualizar La Marcha Humana Biomecánica En La Afectación De Rodilla Ante Una Gonartrosis,” Ph.D. dissertation, Escuela Politécnica Nacional, 2017.

- [57] B. Contreras and V. Flores, “Diseño, construcción e implementación de un sistema embebido de adquisición de parámetros cinemáticos de la marcha humana en tobillo, rodilla y cadera,” Ph.D. dissertation, Politécnica Salesiana, 2015.
- [58] B. Punin and B. Barzallo, “Diseño, desarrollo e implementación de un dispositivo inalámbrico para detección de episodios de congelamiento de la marcha en pacientes con la enfermedad de parkinson,” Ph.D. dissertation, Politécnica Salesiana, 2017.
- [59] B. M. Chacón and K. F. Robles, “Diseño e implementación de un dispositivo de estimulación vibratoria para pacientes con Parkinson y problemas de congelamiento de marcha,” Ph.D. dissertation, Azuay, 2016.
- [60] G. Panahandeh, I. Skog, and M. Jansson, “Calibration of the Accelerometer Triad of an Inertial Measurement Unit , Maximum Likelihood Estimation and Cramer-Rao Bound,” in *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, no. September, 2010, pp. 1–6.
- [61] F. Wilcoxon, “Individual comparisons by ranking methods,” *Biometrics Bulletin*, vol. 1, pp. 80–83, Dec. 1945.
- [62] M. Jaramillo and M. Garcia, “Reacción del mercado de valores mexicano ante los escándalos financieros evidencia empírica.” *2012*, p. 26, 2012.