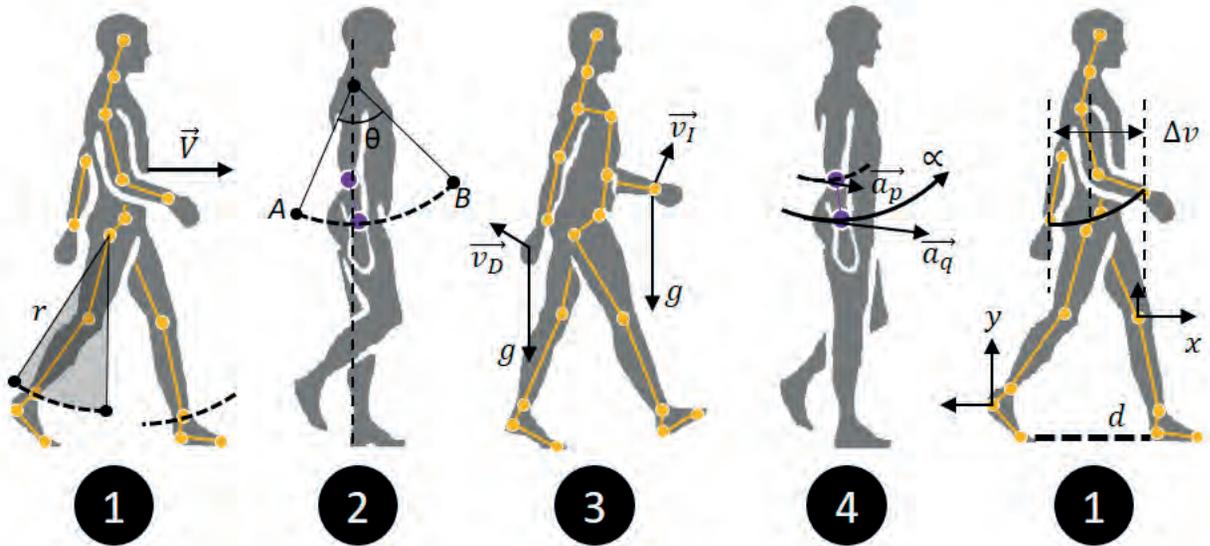


# ENFERMEDAD DE PARKINSON ANÁLISIS MOTOR DESDE LA INGENIERÍA



Domiciano Rincón Niño  
Yor Jaggy Castaño Pino  
Andrés Navarro Cadavid



***ENFERMEDAD DE PARKINSON  
ANÁLISIS MOTOR DESDE LA INGENIERÍA***



# **ENFERMEDAD DE PARKINSON ANÁLISIS MOTOR DESDE LA INGENIERÍA**

*Domiciano Rincón Niño  
Yor Jaggy Castaño Pino  
Andrés Navarro Cadavid*

*Editorial Universidad Icesi, 2019*

## **Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería**

© Domiciano Rincón Niño, Yor Jaggy Castaño Pino y Andrés Navarro Cadavid.

1 ed. Cali, Colombia. Universidad Icesi, 2019

102 p., 19x24 cm

Incluye referencias bibliográficas

ISBN: 978-958-8936-97-0 / 978-958-8936-98-7 (PDF)

<https://doi.org/10.18046/EUI/iys.3.2019>

1. Parkinson Disease 2. Early Diagnosis 3. Medical Informatics Application (MeSH) I.Tit  
616.28 – dc22

© Universidad Icesi, 2019

Facultad de Ingeniería

Facultad de Salud

Colección Ingeniería & Salud

Rector: Francisco Piedrahita Plata

Decano Facultad de Ingeniería: Gonzalo Ulloa Villegas

Decana Facultad de Salud: Yuri Takeuchi

Coordinador editorial: Adolfo A. Abadía



Producción y diseño: Claros Editores SAS.

Editor: José Ignacio Claros V.

Ilustraciones: Domiciano Rincón Niño, Yor Jaggy Castaño Pino.

Impresión: Carvajal Soluciones de Comunicación.

Impreso en Colombia / *Printed in Colombia.*

La publicación de este libro se aprobó luego de superar un proceso de evaluación doble ciego por dos pares expertos.

El contenido de esta obra no compromete el pensamiento institucional de la Universidad Icesi ni le genera responsabilidades legales, civiles, penales o de cualquier otra índole, frente a terceros.



Calle 18 #122-135 (Pance), Cali-Colombia

[editorial@icesi.edu.co](mailto:editorial@icesi.edu.co)

[www.icesi.edu.co/editorial](http://www.icesi.edu.co/editorial)

Teléfono: +57(2) 555 2334

## **Domiciano Rincón Niño**

Ingeniero Electrónico de la Universidad del Valle (Cali, Colombia), con Maestría en Informática y Telecomunicaciones de la Universidad Icesi (Cali). Es miembro del Grupo de Investigación en Informática y Telecomunicaciones (i2t) y docente de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Icesi. Como parte de i2t, ha trabajado en investigaciones dirigidas al registro y análisis del movimiento en personas con enfermedad de Parkinson, con énfasis en el balanceo de los brazos. [domiciano.rincon@correounivalle.edu.co](mailto:domiciano.rincon@correounivalle.edu.co)

## **Yor Jaggy Castaño**

Ingeniero Telemático y Magister en Informática y Telecomunicaciones de la Universidad Icesi (Cali, Colombia). Su interés en investigación se focaliza en el uso de las técnicas de procesamiento de señales en aplicaciones de e-Health. Como miembro del Grupo de Investigación en Informática y Telecomunicaciones (i2t) de la Facultad de Ingeniería de Icesi, ha trabajado en investigación dirigida al análisis de la postura corporal en personas con enfermedad de Parkinson. [yorjaggy@gmail.com](mailto:yorjaggy@gmail.com)

## **Andrés Navarro Cadavid**

Doctor Ingeniero en Telecomunicaciones de la Universidad Politécnica de Valencia (España), Máster en Gestión Tecnológica e Ingeniero Electrónico de la Universidad Pontificia Bolivariana (Medellín, Colombia). Es profesor de tiempo completo y Director del Grupo de Investigación en Informática y Telecomunicaciones (i2t) de la Universidad Icesi (Cali, Colombia). Es: investigador senior (Colciencias), miembro senior del IEEE, presidente del capítulo Comunicaciones del IEEE Colombia (2017-2019; 2019-2021), consultor internacional y miembro de Grupo de Estudio 1 de la Unión Internacional de Telecomunicaciones. Ha participado activamente en las Acciones COST 2100, IC1004 y COST CA15104-IRACON. [anavarro@icesi.edu.co](mailto:anavarro@icesi.edu.co)



La Universidad Icesi y la Fundación Clínica Valle del Lili vienen desarrollando desde 2012 un trabajo de investigación enfocado en la construcción de instrumentos tecnológicos que permitan valoraciones objetivas, tanto en los procesos de detección de la enfermedad de Parkinson en estadios tempranos, como en el monitoreo de la evolución de la enfermedad. En este proceso se han desarrollado proyectos de pequeña escala, financiados con recursos de la Universidad y de la Fundación, y un proyecto de mayor escala, financiado primordialmente por el Departamento Administrativo de Ciencia, Tecnología e Innovación (Colciencias), cada uno de ellos ha aportado a la construcción del conocimiento y a la obtención de los resultados presentes. Los proyectos mencionados son: “Evaluación de dos sistemas, (PDaily y e-Motion), desarrollados para apoyar el seguimiento de pacientes con enfermedad de Parkinson en la consulta especializada de neurología de la Fundación Valle del Lili”; “Desarrollo de una versión mejorada del sistema e-Motion, de apoyo para diagnóstico seguimiento clínico y estudio de la enfermedad de Parkinson”; “Evaluación de la magnitud en el balanceo de los brazos y la asimetría de la marcha en pacientes con EP en estadios tempranos”; y “Validación de una cámara de profundidad para el análisis del movimiento”. Los autores agradecen a las tres entidades. Las actividades de investigación a las que se refiere el presente documento fueron aprobadas por el Comité de Ética en Investigación Biomédica de la Fundación Valle del Lili: estudio Marcha, protocolo #837 de Junio de 2015; y estudio Balanceo de brazos, Protocolo #1146 de Mayo de 2017.



# Tabla de contenido

|  |    |
|--|----|
| <b>Presentación</b> .....  | 17 |
| <b>Sistema de detección de anomalías motoras a partir del análisis del<br/>balanceo de los brazos</b> .....                            | 19 |
| Resumen .....  | 21 |
| Introducción .....   | 22 |
| Marco teórico .....  | 24 |
| La investigación .....   | 31 |
| Análisis de señales .....  | 41 |
| Resultados y discusión .....   | 50 |
| Conclusiones y trabajo futuro .....  | 54 |
| Referencias .....  | 57 |
| <b>Técnicas de análisis de señales para el uso de e-Motion en el diagnóstico y<br/>seguimiento de la enfermedad de Parkinson</b> ..... | 63 |
| Resumen .....  | 65 |
| Introducción .....   | 66 |
| Marco teórico y contexto .....   | 67 |
| La investigación .....   | 74 |
| Validación y resultados .....  | 86 |
| Conclusiones y trabajo futuro .....  | 94 |
| Referencias .....  | 96 |



# Índice de tablas

## SISTEMA DE DETECCIÓN DE ANOMALÍAS MOTORAS A PARTIR DEL ANÁLISIS DEL BALANCEO DE LOS BRAZOS

|   |    |
|---|----|
| Tabla 1. Microcontroladores consultados .....                                       | 32 |
| Tabla 2. Datos perdidos vs frecuencia de envío muestreo (datos/s) .....             | 37 |
| Tabla 3. Pruebas de Shapiro-Wilk y U de Mann-Whitney-Wilcoxon/ Z<br>(p-value) ..... | 51 |
| Tabla 4. Medidas de tendencia central .....   | 53 |

## TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE SEÑALES PARA EL USO DE E-MOTION EN EL DIAGNÓSTICO Y SEGUIMIENTO DE LA ENFERMEDAD DE PARKINSON

|  |    |
|--|----|
| Tabla 1. e-Motion: variables para generación y evaluación .....                            | 77 |
| Tabla 2. Detalle del módulo de preproceso .....  | 78 |
| Tabla 3. Comparación: wavelet vs. experto clínico .....                                    | 84 |
| Tabla 4. Valores promedio de las variables espaciotemporales .....                         | 88 |
| Tabla 5. Valores p obtenidos en el test Mann-Whitney .....                                 | 88 |
| Tabla 6. Valores de las variables de balanceo de brazos .....                              | 89 |
| Tabla 7. Parámetros de marcha según estado .....   | 91 |
| Tabla 8. Comparación Hamming entre las binarias generadas por<br>wavelet y picos .....     | 93 |
| Tabla 9. Diferencias en las variables de marcha según la técnica de<br>procesamiento ..... | 93 |



# Índice de figuras

## SISTEMA DE DETECCIÓN DE ANOMALÍAS MOTORAS A PARTIR DEL ANÁLISIS DEL BALANCEO DE LOS BRAZOS

|   |    |
|---|----|
| Figura 1. Tipología de red para el sistema de medición .....  | 31 |
| Figura 2. Componentes usados para desarrollar el prototipo .....  | 33 |
| Figura 3. Prototipo implementado .....  | 34 |
| Figura 4. Algoritmos de las rutinas de medición y envío .....   | 35 |
| Figura 5. Composición los datos transmitidos .....  | 35 |
| Figura 6. Captura de pantalla de la aplicación móvil .....  | 36 |
| Figura 7. UML de la clase Vector .....  | 38 |
| Figura 8. Captura del árbol de la base de datos .....   | 38 |
| Figura 9. Diagrama de bloque de la adecuación de la señal .....   | 39 |
| Figura 10. Captura del árbol de la base de datos .....  | 40 |
| Figura 11. Señales obtenidas por medio del prototipo .....  | 41 |
| Figura 12. Control y paciente con sus señales de marcha y RMS .....   | 42 |
| Figura 13. Aceleración angular integral completa: (a) convergente, (b)<br>divergente .....                      | 43 |
| Figura 14. Aceleración angular: integral por periodos .....   | 44 |
| Figura 15. Correspondencia entre los ciclos de la marcha y la señal en el<br>eje Y del balanceo de brazos ..... | 45 |
| Figura 16. Función unbiased autocorrelation aplicada a señales en<br>ambos brazos de una persona sana .....     | 46 |

|  |    |
|--|----|
| Figura 17. Función unbiased autocorrelation aplicada a señales en ambos brazos de un paciente con enfermedad de Parkinson ...          | 46 |
| Figura 18. Diferencias entre pacientes y controles con el método de dimensión fractal .....  | 49 |
| Figura 19. FFT de señales de un control y un paciente .....  | 50 |
| Figura 20. Comparación de ejemplo de las variables obtenidas por análisis de energía .....   | 50 |
| Figura 21. Gráficos de dispersión para dos pares de variables con diferencias significativas entre pacientes y controles .....         | 54 |
| Figura 22. Temblor en personas con EP presente en el plano X-Z y del eje Y que actúa como el eje de rotación de dicho movimiento ..... | 55 |

#### TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE SEÑALES PARA EL USO DE E-MOTION EN EL DIAGNÓSTICO Y SEGUIMIENTO DE LA ENFERMEDAD DE PARKINSON

|  |    |
|--|----|
| Figura 1. Interfaz gráfica del software de Captura e-Motion en un contexto clínico .....   | 75 |
| Figura 2. Señales obtenidas del Kinect: (b) movimiento de los tobillos, y (c) movimiento de las muñecas .....  | 76 |
| Figura 3. (a) Señal de marcha (tobillo derecho), (b) descomposición de wavelet de un nivel utilizando db8, (c) señal binaria antes de la corrección de errores y (d) señal binaria de la clasificación ideal de la fase de la marcha ..... | 81 |
| Figura 4. Descomposición wavelet de un nivel: coeficientes de aproximación y de detalle .....  | 83 |
| Figura 5. Coeficientes de aproximación y de detalles para la señal de muñeca .....   | 85 |
| Figura 6. Desplazamiento relativo de las muñecas (brazo derecho) .....   | 85 |
| Figura 7. Desplazamiento relativo de las muñecas (brazo izquierdo) .....   | 86 |
| Figura 8. Comparación entre las técnicas de procesamiento propuestas .   | 92 |

# Acrónimos

## SISTEMA DE DETECCIÓN DE ANOMALÍAS MOTORAS A PARTIR DEL ANÁLISIS DEL BALANCEO DE LOS BRAZOS

|       |  |
|-------|--|
| ASA   | Arm Swing Asymmetry  |
| CENIT | Centro de Investigación en Tecnologías                     |
| EP    | Enfermedad de Parkinson                                    |
| FFT   | Fast Fourier Transform                                     |
| FoG   | Freezing of Gait   |
| GATT  | Generic Attribute Profile                                  |
| GDI   | Gait Deviation Index                                       |
| i2T   | Grupo de Investigación en Informática y Telecomunicaciones |
| IMU   | Inertial Measurement Unit                                  |
| IoT   | Internet of Things   |
| PCHIP | Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial           |
| RMS   | Root Mean Square   |
| UPDRS | Unified Parkinson's Disease Rating Scale                   |

## TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE SEÑALES PARA EL USO DE E-MOTION EN EL DIAGNÓSTICO Y SEGUIMIENTO DE LA ENFERMEDAD DE PARKINSON

|     |                            |
|-----|----------------------------|
| ASA | Arm Swing Asymetry         |
| DGI | Dynamic Gait Index         |
| DWT | Discrete Wavelet Transform |

|       |   |
|-------|---|
| EP    | Enfermedad de Parkinson                             |
| MDS   | Movement Disorders Society                          |
| PDS   | Procesamiento Digital de Señales                    |
| PIGD  | Postural Instability and Gait Disorder              |
| RGBD  | Red, Green, Blue + Deep                             |
| SNC   | Sistema Nervioso Central                            |
| TD    | Tremor Dominant                                     |
| TIC   | Tecnológicas de la Información y las Comunicaciones |
| UPDRS | Unified Parkinson's Disease Rating Scale            |

# Presentación

“Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería” es el tercer libro de la colección “Ingeniería & Salud”, editada por la Universidad Icesi. Tal como ocurre con sus antecesores, está enfocado en la entrega a la comunidad científica de habla hispana de los resultados de las investigaciones que vienen realizando desde 2012 los grupos de investigación i2t y Biomédica de las Facultades de Ingeniería y Salud de la Universidad Icesi, en asocio con la Fundación Valle del Lili, las cuales están focalizadas en la comprobación de las bondades del uso de dispositivos tecnológicos no especializados, como alternativa a los laboratorios de marcha, en la captura de movimientos, en un entorno clínico, que aporten información objetiva que complemente de manera acertada, oportuna y relevante al criterio de los profesionales de la salud, expertos en neurología, durante sus actividades de diagnóstico, pronóstico y monitoreo del avance de la enfermedad de Parkinson y su tratamiento.

“Automatización de pruebas clínicas para el diagnóstico y monitoreo de la enfermedad de Parkinson”, el primer libro de la colección, recoge una serie de publicaciones presentadas en reconocidos eventos científicos internacionales y agrega dos capítulos inéditos. Su publicación tuvo dos propósitos, el primero, recoger en un solo documento los trabajos presentados a la comunidad científica de habla inglesa y entregarlos a la comunidad de habla hispana; el segundo, darle a esos trabajos un mejor contexto, mediante la preparación de textos complementarios. El contenido de este libro está centrado en aspectos de Ingeniería. El segundo libro de la colección, “Identificación de marcadores clínicos, cognitivos y motores en pacientes con enfermedad de Parkinson en estadios tempranos: evaluación clínica complementada con un dispositivo de análisis del movimiento”, por su parte, aunque mantiene su foco en los

## Presentación

aspectos de ingeniería, aborda con suficiencia temas médicos y ofrece, además de lo que anticipa su nombre, un marco teórico que permite a los profesionales ajenos al sector salud, entender aspectos relacionados con la epidemiología y las características clínicas de la enfermedad.

El presente libro complementa lo ya publicado, se trata de una compilación de los resultados de dos investigaciones que tienen el mismo gran objetivo de esta línea de investigación: aportar elementos que reduzcan el nivel de subjetividad en la valoración que hacen los especialistas de salud para el diagnóstico de la enfermedad de Parkinson o el monitoreo de su evolución y tratamiento. El primer proyecto, reportado en “Sistema de detección de anomalías motoras a partir del análisis del balanceo de los brazos”, busca establecer un método objetivo de medición de las variables de la marcha a través del desarrollo de un sistema hardware-software capaz de detectar anomalías motoras a partir de la observación del movimiento de las extremidades superiores, utilizando acelerómetros. La novedad es que, a diferencia de las investigaciones anteriores, esta trabaja sobre el movimiento de los brazos, no de las piernas. El segundo proyecto, reportado en “Técnicas de análisis de señales para el uso de e-Motion en el diagnóstico y seguimiento de la enfermedad de Parkinson”, va un paso más allá y complementa todos los esfuerzos anteriores, reconoce la necesidad de definir técnicas de análisis que permitan transformar la información obtenida con los mecanismos reportados en estas investigaciones, en valores objetivos que puedan ser usados en el contexto clínico; por ello se dirigió a proveer técnicas de análisis de señales de marcha y balanceo de los brazos, así como a generar algoritmos de procesamiento que pudieran ser incluidos en los análisis de pacientes. Su importancia radica en que sus resultados permiten que estos sistemas sean una alternativa real, capaz de complementar, de manera válida, objetiva y replicable, el criterio del neurólogo durante el diagnóstico de esta enfermedad o su seguimiento.

El editor

# **Sistema de detección de anomalías motoras a partir del análisis del balanceo de los brazos**

Domiciano Rincón Niño, MSc.  
Andrés Navarro Cadavid, Ph.D.  
Universidad Icesi, Cali-Colombia



---

# RESUMEN

---

El análisis de la marcha es un procedimiento clínico clave en la detección y el seguimiento al tratamiento de la Enfermedad de Parkinson (EP). Por lo general es realizado por médicos especialistas mediante una evaluación a simple vista, procedimiento que implica un alto nivel de subjetividad derivado de las diferencias entre observadores, que surgen de la diversidad de niveles de experiencia clínica. La alternativa objetiva para este análisis es el uso de costosos y complejos laboratorios de marcha que no siempre están al alcance de las entidades de salud y cuyo uso no es posible en un consultorio. Este proyecto buscó establecer un método objetivo de medición de las variables de la marcha a través del desarrollo de un sistema hardware-software capaz de detectar anomalías motoras a partir de la observación del movimiento de las extremidades superiores, utilizando acelerómetros. El resultado fue el desarrollo de dos brazaletes, uno para cada brazo, cada uno con un par de acelerómetros de tres ejes conectados a microcontroladores electrónicos que se comunican a través de Bluetooth 4.0 con una aplicación para teléfonos inteligentes Android (también desarrollada por el proyecto), desde donde la información percibida se envía a la nube para que sea almacenada y quede disponible para su posterior análisis. El sistema fue probado con un grupo de 51 pacientes con EP y 37 controles pareados por edad, quienes realizaron una caminata de diez metros sobre una superficie plana con los brazaletes puestos. Con la información de cuatro muestras de cada persona se constituyó una base de datos, cuya información fue analizada utilizando cinco técnicas: análisis de asimetría, para verificar diferencias entre ambos brazos; análisis correlacional, para determinar la regularidad de los pasos; análisis de Fourier, para determinar la magnitud de temblores; análisis Wavelet, para determinar la complejidad de las señales a través de la dimensión fractal; e integración numérica, para obtener la velocidad a partir de la aceleración. Los resultados de esta exploración son altamente favorables, demuestran que el sistema desarrollado permite obtener diferencias inequívocas entre personas con EP y personas sin problemas motores.

### INTRODUCCIÓN

Envejecer está asociado a numerosos problemas fisiológicos que afectan el cerebro, algunos de ellos se relacionan con el deterioro cognitivo y el compromiso motor, y suelen tener un importante impacto en el sistema nervioso central [1]. En esta etapa de la vida se sobreviene un declive en el funcionamiento y el control sensorio motor, deterioro en el control motor fino, la marcha y el balance que afectan la habilidad de los adultos mayores para ejecutar de forma independiente sus actividades cotidianas, lo que repercute en su nivel de autonomía y funcionalidad. Las causas de estos déficits pueden ser multifactoriales e involucran al sistema nervioso central, a los receptores sensoriales, a los músculos y a los nervios periféricos [2]. Este deterioro puede ser aún mayor y presentarse más temprano en las personas con Enfermedad de Parkinson (EP), un padecimiento neurodegenerativo que afecta principalmente a personas mayores de 60 años, caracterizado por la pérdida neuronal en varias áreas y núcleos cerebrales –particularmente en la sustancia negra–, que genera inicialmente a alteraciones motoras y luego trastornos cognitivos que comprometen la autonomía del paciente y lo hacen dependiente de terceros [3].

La EP se caracteriza por la lentificación de los movimientos (bradicinesia), la rigidez y el temblor en reposo, aspectos que pueden desembocar en alteraciones marcadas en la postura y la marcha de quienes la padecen, que limitan su actividad física y deterioran su calidad de vida [4], [5]. Las alteraciones de la marcha tienen el potencial de aumentar significativamente el riesgo de caídas [6], [7] y con ello sus consecuencias: dolor, fracturas, incluso la muerte [7]. Por esto se ha incrementado el interés por las alteraciones de la marcha [3] y se ha establecido que su inicio como un punto crítico en la EP.

Existen signos motores sutiles, tales como la asimetría y la disminución de la amplitud del movimiento de los brazos, que se han postulado como manifestaciones motoras precoces de la enfermedad y que pueden llegar a servir como predictores en el diagnóstico temprano de la EP, en instancias donde la persona aún no muestran los signos típicos de bradicinesia, rigidez y temblor en reposo [10]-[13]. Sin embargo, a pesar de la validez de este postulado, su aplicación es difícil por la falta de instrumentos objetivos para su detección.

Existen soluciones alternativas a la valoración médica que permiten estimar anomalías motoras, como los laboratorios de marcha, espacios donde se analizan: el movimiento de cada articulación del cuerpo humano, a través de

retroreflectores y cámaras de profundidad; y la presión que se ejerce al pisar, mediante plataformas de fuerza [8]. No obstante, este tipo de exámenes son costosos por lo que su aplicación está limitada a casos en los que su necesidad sea evidente, lo que elimina la posibilidad de un diagnóstico precoz.

Múltiples proyectos a nivel mundial han hecho esfuerzos para analizar la marcha de las personas usando tecnologías prácticas, que no involucren una gran área ni exámenes de larga duración, de modo que pueda ser realizado en un contexto ambulatorio [9].

El presente le apostó a la tecnología vestible (*wearable*) para capturar el movimiento producido por el balanceo de los brazos de forma ambulatoria y producir, con base en ella indicadores que apoyen el análisis de la marcha, y con ello aportar en la mejoría de los procesos de diagnóstico y tratamiento de la EP. La idea central fue implementar un método objetivo de medición de estos síntomas motores sutiles en etapas tempranas de la EP. En su desarrollo trabajaron el Centro de Investigación en Tecnologías (CENIT) de la Universidad Icesi, a través de su Grupo de Investigación en Informática y Telecomunicaciones (i2t), y el Área de Neurología de Fundación Valle del Lili.

El examen mediante laboratorio de marcha es de alto costo y no se puede realizar en un consultorio común, pues requiere de un sitio especial y personal de apoyo calificado. Por ello, todos los esfuerzos están encaminados a construir una herramienta de evaluación objetiva que se pueda utilizar al interior de un consultorio. De mostrar buenos resultados, los sensores de movimiento adheridos al cuerpo facilitarían el diagnóstico ambulatorio y abrirían una oportunidad en términos de portabilidad y captura de información en el contexto de la vida diaria. El prototipo desarrollado y descrito en este documento es un acercamiento preliminar a un dispositivo electrónico vestible, que se puede usar incluso fuera de un consultorio, con importantes ventajas de costo y menor complejidad de uso, frente a las sofisticadas alternativas que ofrece el mercado para esta misma funcionalidad. Se trata de un instrumento basado en acelerómetros que permite obtener variables derivadas del movimiento del paciente (balanceo de brazos) para captar (*sensing*) manifestaciones motoras de la EP.

La hipótesis con la que trabajó el grupo de investigadores es que con dicho instrumento, utilizado en un sistema que permite la captura, el envío y el análisis de los datos, es posible establecer claras diferencias entre pacientes y controles. Dado que la EP es degenerativa, se espera que en estadios tempranos el paciente presente una asimetría en el movimiento de sus brazos levemente

mayor que la de un control, y que ella aumente con el avance de la enfermedad dado su carácter progresivo, por ello, se espera evidenciar una mayor diferencia en la aceleración y la amplitud en el movimiento del balanceo en los dos brazos de un paciente con Párkinson. La pregunta que orientó la investigación fue ¿Es posible encontrar diferencias entre personas con y sin EP usando un dispositivo electrónico basado únicamente en acelerómetros?

En el proyecto se utilizó el análisis de Fourier para conocer la composición frecuencial de las señales de balanceo de brazos tomadas por los acelerómetros, y así observar e identificar a quienes presentan temblores diferenciados, desde los más leves hasta los mayores. Una posible restricción para el estudio fue el uso de vectores de aceleración para encontrar la velocidad y la posición de los brazos, ya que la resolución del dato, la tasa de muestreo –incluso el modelo– pueden no ser suficientes para un cálculo acertado, porque integrar puede ser indeseable para obtener una medida confiable, como se evidenció en la investigación de Zijlstra, Goosen, Verheyen y Zijlstra [14], quienes obtuvieron medidas de asimetría evitando integrar las señales de aceleración, con el fin de obtener una medida confiable.

## MARCO TEÓRICO

La neurofisiología de la marcha es un proceso complejo en términos funcionales que involucra movimientos voluntarios e involuntarios. El carácter voluntario incluye, tanto movimientos precisos de partes específicas del cuerpo, como ajustes de anticipación en función de la meta a alcanzar. La ejecución de los movimientos requiere de la corteza cerebral, núcleos de la base, cerebelo, tallo cerebral y sus conexiones mediante sistemas descendentes que actúan en la médula espinal [15].

Los estudios cuantitativos de la marcha usualmente se han enfocado en las características de cada participante y en el promedio de pasos, ignorando así las fluctuaciones paso tras paso entre sujetos. Sin embargo, desde hace dos décadas se ha demostrado que la magnitud de las fluctuaciones paso tras paso y los cambios sobre el tiempo durante la marcha (dinámica de la marcha) pueden ser útiles para comprender el control motor de la marcha, cuantificar las alteraciones patológicas relacionadas con la edad en el sistema de locomoción y aumentar la objetividad en la medición de la movilidad y el estado funcional [16].

La organización jerárquica de la marcha puede ser también descrita en varios niveles con base en la clasificación de Hughlings Jackson [17]: los niveles más bajos se relacionan con las células de los cuernos anteriores y los sentidos visual, vestibular y propioceptivo, los cuales están implicados en la producción de la fuerza requerida para el balance y la locomoción, así como la información sensorial está asociada con la orientación en el espacio en relación con la superficie de soporte; el nivel medio modula y refina las fuerzas para permanecer de pie, permitir el balance y la locomoción; y el nivel superior interpreta e integra la entrada sensorial para seleccionar y organizar los programas motores apropiados para llevar a cabo la acción deseada [18].

La marcha y sus características espaciotemporales han sido analizadas desde el renacimiento, en la actualidad su análisis es una herramienta útil para la evaluación diagnóstica de numerosas enfermedades –como el mal de Parkinson–, con ella se evalúa la severidad, la respuesta al tratamiento farmacológico –que también puede ser una variable que afecta la marcha en EP– y el impacto de intervenciones terapéuticas, con base en ella se puede incluso predecir el riesgo de caídas [19]. La variabilidad en la marcha, específicamente la longitud del paso, la velocidad, el periodo de balanceo y la variabilidad en el tiempo de los pasos, mejoran tras la administración de levodopa [20]. El uso de instrumentos para cuantificar los efectos también ha sido estudiado, en ese sentido se han realizado mediciones en pacientes con levodopa en estados *On* y *Off* mediante la aplicación del índice dinámico de la marcha (*GDI*, *Gait Deviation Index*), cuyos resultados han mostrado una mejoría significativa entre las puntuaciones. Lo anterior indica que el análisis de marcha es un instrumento que evidencia la patología en personas con EP y cuantifica los efectos de su tratamiento con levodopa [21].

Las alteraciones motoras se constituyen entonces en uno de los puntos clave en el diagnóstico de la EP aún en sus etapas tempranas, sin embargo, la evaluación de la marcha puede no ser concluyente, pues la lentificación y los pasos cortos son inespecíficos y pueden estar relacionados con aspectos como la edad, los trastornos depresivos y otras condiciones diferentes de la EP. Por otro lado, se debe recordar que cuando los pacientes cumplen los criterios motores para el diagnóstico de la EP, ya se ha degenerado aproximadamente el 70% de las neuronas de la sustancia negra y la concentración de dopamina estriatal se ha reducido en 80% [10], lo que pone en evidencia que las manifestaciones motoras típicas de la EP aparecen cuando ya hay una neurodegeneración avanzada.

Existe una fase preclínica o prediagnóstica [11] donde aunque no se presentan las manifestaciones típicas de la EP, el proceso neurodegenerativo está en curso. En estas fases se presentan: manifestaciones motoras sutiles, tales como la hipocinesia asimétrica, especialmente de los miembros superiores; síntomas no motores, como trastornos del afecto, olfativos, vegetativos, del sueño y sensoriales; y signos neuropsicológicos, que se anticipan al diagnóstico formal de la EP incluso en varias décadas [10], [12], [13], [22]-[24].

Generalmente las alteraciones de la marcha ocurren en estadios tardíos de la enfermedad [25], no obstante, su evaluación, variando el ritmo y la velocidad, manipulando el entorno y ejecutando tareas duales, puede ser útil para determinar alteraciones específicas de ella en pacientes con EP en estadios tempranos [26]. Las personas con EP pueden realizar tareas sencillas, como caminar por una línea, aunque experimenten considerable dificultad: cuando están caminando y deben hacer un giro para retornar; y cuando ejecutan tareas cognitivas, cruzan obstáculos o intentan caminar bajo un ambiente complejo, como son los ambientes con relieve [27]. La literatura ha establecido la forma según la cual los pacientes presentan alteración en la regulación de la longitud del paso en su marcha hipocinética, se ha observado además que ellos pueden generar mecanismos de compensación –como el incremento relativo de la cadencia por la dificultad en la regulación de los pasos–, hallazgos que podrían estar en relación con la función de los núcleos de la base en la generación de señales internas para el mantenimiento de la secuencialidad de la marcha [28]. La mayor dificultad en la ejecución de tareas duales es una característica de las personas con EP, si bien en estudios comparativos con controles se ha podido establecer que estos también presentan una reducción en la ejecución como efecto de su edad, en las personas con EP la reducción es mayor, lo que probablemente se explica por su reducida capacidad de mantener simultáneamente ambas informaciones (por ejemplo, buscar las llaves mientras se camina) y por la alteración en la estabilidad postural al caminar [29].

Estudios de la ejecución de tareas duales entre pacientes con EP y sujetos control han reportado que la regulación de la variabilidad de la marcha y la ritmicidad es un proceso automático que no demanda atención en sujetos sanos, sin embargo, esta habilidad se convierte en una demanda de atención que se ve afectada en los pacientes cuando ejecutan tareas secundarias, lo cual se relacionaría con su disfunción ejecutiva, la que puede exacerbar los efectos de las tareas duales en la marcha y aumentar el riesgo de caída [30].

La pérdida del ritmo y la inestabilidad pueden ser secundarias a la variabilidad entre los pasos durante la marcha, lo cual predispondría a las caídas en estos pacientes. Resultados en este sentido [31], [32] han demostrado que los pacientes con EP tienen un incremento en la variabilidad entre pasos. Las manifestaciones motoras típicas de la EP –bradicinesia, rigidez y temblor en reposo–, aparecen en una etapa avanzada de la enfermedad, mientras que, como se dijo, existen alteraciones motoras sutiles que pueden anteceder estas manifestaciones típicas, como es el caso de la afectación en el balanceo de los brazos durante la marcha [13], [22], [27].

La EP en estadios tempranos puede iniciar asimétricamente y afectar predominantemente a las extremidades de un hemicuerpo, incluso afectar de diferente manera a los miembros superiores e inferiores [5], [22], [33]. Por ello, la asimetría en el balanceo de los brazos se puede constituir en la oportunidad de lograr un diagnóstico muy temprano de la enfermedad, incluso en su etapa prediagnóstica [33]-[37].

Durante mucho tiempo se pensó que el movimiento de los brazos era solamente pasivo, que se daba como un péndulo por efecto de la inercia y que en consecuencia, no implicaba contracción muscular [38]. Los análisis de la marcha realizados por Braune y Fischer a fines del siglo XIX permitieron establecer que este movimiento sí debía presentar alguna actividad muscular [39]; luego, en 1965, Ballesteros, Buchthal y Rosenfalck [40] usando electromiografía de superficie, demostraron que sí existe un componente activo muscular implicado, lo cual involucra cierto control ejercido por estructuras neurales superiores; y en 2015, Goudriaan, Jonkers, van Dieen y Bruijn [41] demostraron que la amplitud del balanceo de los brazos está mediada en parte por una actividad muscular, ya que al reducirla, la amplitud del balanceo de los brazos disminuye notablemente, más aún cuando solo depende del componente pasivo.

El movimiento de los brazos, específicamente el de las manos, se ha medido con acelerómetros de tres ejes, dispositivos electrónicos capaces de medir aceleraciones lineales que por su reducido tamaño y bajo consumo de energía eléctrica son ideales para ser adheridos a segmentos del cuerpo humano con el fin de captar (*sensing*) sus movimientos. Los acelerómetros generan señales eléctricas con una intensidad proporcional a la aceleración que experimentan, estas señales se pueden captar mediante un microcontrolador y almacenar como series de tiempo en los tres ejes espaciales (X, Y y Z). Los datos recolectados se

pueden analizar mediante técnicas de procesamiento de señales usando planos de referencia sagital (que dividen el cuerpo en izquierda y derecha) y frontal (que dividen el cuerpo en anterior y posterior) [42].

El análisis de marcha usando sensores de bajo costo es una tendencia que busca encontrar métodos de análisis y diagnóstico menos costosos que el uso de laboratorios de marcha, el método usado por excelencia para encontrar anomalías en presuntos pacientes de EP [8].

Los acelerómetros adheridos a segmentos del cuerpo humano se usan para caracterizar el temblor en personas con EP [43]-[45], su principal uso en estudios relacionados con la EP es el análisis de marcha. Estos sensores presentan una limitante, no sólo miden la aceleración lineal, sino que miden adicionalmente las aceleraciones gravitatoria y translacional, lo que se ha solucionado usando un par de acelerómetros ubicados a una distancia conocida sobre el área de adherencia. De esta forma, por medio de las dos señales de acelerómetros producidas, es posible obtener la aceleración angular [14], [46], [47].

En 2009, Liu, Liu, Shibata, Inoue y Zheng [46] presentaron una aproximación con este método, denominado algoritmo de doble acelerómetro. Inicialmente usaron como objeto de estudio una extremidad robótica con dos acelerómetros adheridos a diez centímetros de distancia uno del otro; luego, el dispositivo fue ubicado en la pierna de ocho personas. Se midió el movimiento con el par de sensores y con cámaras de profundidad típicas de los laboratorios de marcha (NAC Hi-Dcam II), con el fin de comparar los resultados de las mediciones ofrecidas por ambos sistemas. Como resultado, los autores obtuvieron formas de onda semejantes entre los sistemas y pudieron evidenciar que el valor RMS (*Root Mean Square*) –o valor eficaz de las señales– variaba en relación con la velocidad en la marcha, lo que les llevó a concluir que sí es factible usar un par de acelerómetros para el análisis de marcha [46]. Es relevante resaltar que este estudio hace énfasis en que el uso de la integración numérica genera errores en la medición. Inicialmente señalan que integrar el vector directamente de la lectura del acelerómetro es erróneo porque este sensor mide tres aceleraciones, como lo advirtieran Zijlstra et al. [14]; además, se plantea que, en general, integrar las señales produce errores, dado el ruido de los dispositivos, como habían concluido Dejnabadi, Jolles, Casanova, Fua y Aminian en 2006 [47], por lo que se debe recurrir a técnicas elaboradas de captura de la información, como las utilizadas por Luinge y Veltink en 2006, quienes usaron alternadamente un acelerómetro y un giroscopio para poder llevar a cabo la integración [48].

En 2012 Huang, Mahoney, Lewis, Du, Piazza y Cusumano [36] replicaron el método usado por Liu et al. [46]. Los participantes usaron un par de acelerómetros adheridos a cada brazo y caminaron durante ocho minutos portándolos. Con los valores RMS que los investigadores extrajeron de las señales fue posible calcular el índice ASA (*Arm Swing Asymmetry*) y con sus resultados hallar diferencias significativas entre pacientes y controles, con lo que se demostró que la EP reduce la coordinación bilateral del balanceo del brazo durante la marcha.

No obstante, el uso de la diferencia de doble sensor no es el único enfoque válido reportado en la literatura, para el análisis de la marcha en personas con EP también se ha recomendado el uso de giroscopios colocados en las extremidades inferiores –instalados en los zapatos y en las piernas–, y en las extremidades superiores [49]-[52], con lo que se han obtenido resultados comparables a los de la UPDRS (*Unified Parkinson's Disease Rating Scale*), escala usada para caracterizar el grado de afectación del paciente con EP.

Otros acercamientos al uso de acelerómetros en relación con la EP proponen su adherencia a las manos para la medición de temblores, con el fin de evaluar la respuesta al tratamiento con levodopa; específicamente se han utilizado guantes [43], brazaletes [44]-[45] y teléfonos inteligentes [53] con acelerómetros incorporados. En los últimos estudios mencionados no se analiza marcha, sino que se modelan o caracterizan los temblores con base en técnicas como la FFT (*Fast Fourier Transform*), hallando los componentes de la frecuencia, para lo cual el sujeto es analizado en estado estático con las manos levantadas hacia el frente.

Algunos antecedentes muestran el uso de uno o varios acelerómetros en el análisis de marcha y resultados que evidencian diferencias significativas entre controles y personas con EP. En la revisión sistemática realizada por Jarchi, Pope, Lee, Tamjidi, Mirzaei y Sanei [9] en 2018 se exponen como el número de acelerómetros y su adherencia a determinadas partes del cuerpo varía dependiendo de los objetivos de cada investigación. En el listado se presentan estudios con un algoritmo de doble acelerómetro, pero también numerosos estudios que usan uno solo, con diversas aplicaciones, tales como: encontrar el periodo de la marcha, revelar asimetrías, detectar cambios en la marcha y detectar temblores en pacientes con EP en fases tardías. Resulta interesante la ausencia de estudios que empleen dispositivos en las extremidades superiores, porque revela que el análisis de marcha con sensores adheribles está orientado a las extremidades inferiores y la espalda.

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

Una revisión sistemática de la literatura sobre estudios que emplearon estos dispositivos, enfocada en la extracción de características de tipo estadístico (uso de la energía en bandas de frecuencia, modelamientos con dimensión fractal y análisis correlacional), a partir de señales de acelerómetros, realizada por Preece, Goulermas, Kenney y Howard en 2009 [54] refuerza esa percepción, pues solo presenta el uso de estos dispositivos en la espalda o en las extremidades inferiores.

En 2013, Klucken et al., [49] usaron acelerómetros colocados en los zapatos de 91 pacientes con EP y 81 controles, quienes caminaron en cuatro ocasiones a través de una línea recta de diez metros. Esto les permitió hacer un análisis de *clusters*, mediante el cual determinaron que la frecuencia fundamental de la marcha y el RMS de la señal obtenida son las variables más importantes para este tipo de estudios, puesto que permitieron discernir entre controles y pacientes con EP en un 81%, con una zona de traslape del 19% restante.

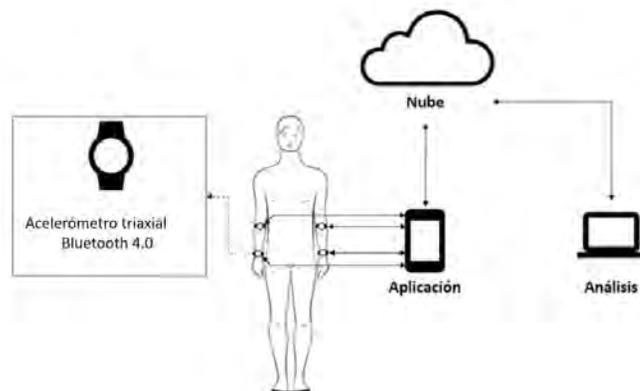
En su investigación de 2011, Yang, Hsu, Shih y Lu [55] usaron un acelerómetro adherido en la espalda baja de cinco pacientes con EP y cinco personas jóvenes y sanas, quienes debieron caminar cinco metros en línea recta. Los investigadores analizaron las señales resultantes a través de una autocorrelación y lograron establecer la regularidad del paso y de la zancada, e incluso pudieron medir la frecuencia dominante o cadencia de la marcha, con lo que demostraron que es posible observar diferencias en las señales de autocorrelación a simple vista.

Otro método que se debe tener en cuenta es el de la dimensión fractal. Usando este método, en su estudio de 2002 Sekine, Tamura, Akay, Fujimoto, Togawa y Fukui [56] buscaron diferencias de marcha entre personas jóvenes, adultos mayores y algunos pacientes con EP. El experimento consistió en que los participantes caminaran por dos corredores separados por una escalera, la misma que tenía un escalón de aterrizaje que la dividía en dos. Se buscaba establecer el patrón de marcha en cada actividad: caminar, descender y ascender. El método involucró la transformada wavelet, la que permitió calcular el índice de dimensión fractal, el cual se caracteriza porque, entre más grande sea, mayor resulta la complejidad de la señal y viceversa. Los investigadores partieron de una hipótesis según la cual las personas adultas tienen una mayor dimensión fractal (mayor complejidad en las señales de marcha) que las personas jóvenes y demostraron que sí existen diferencias significativas entre personas jóvenes, adultos mayores y personas con Parkinson.

En los estudios mencionados, cuyo diseño experimental se basa en el empleo de un grupo control para el análisis de marcha, es común usar una distancia de captura de la marcha de diez metros; en cuanto al análisis de señales, la mínima frecuencia de muestreo encontrada es 50Hz, aunque las dinámicas analizadas en dichos estudios presentan frecuencias de 0Hz a 10Hz. Respecto de los métodos de captura de información, lo más común es el uso de tarjetas de memoria ubicadas directamente en los circuitos del sensor y el uso de tecnologías inalámbricas para la transmisión de la información “sentida” hacia un computador.

### LA INVESTIGACIÓN

Para el desarrollo del sistema de medición del balanceo de brazos basado en acelerómetros se estableció que el dispositivo debería poder adherirse a los brazos de una persona, pues solo así el movimiento del participante durante la marcha sería susceptible de ser medido; y debería estar provisto de un dispositivo electrónico capaz de recolectar la información que produzcan los sensores y enviarla, de forma inalámbrica, a un sistema de adquisición y almacenamiento de datos, donde queden disponibles para su posterior descarga y análisis. Con base en lo dicho, se decidió usar el protocolo Bluetooth 4.0 para comunicar cuatro brazaletes con una aplicación móvil que controla las manillas, recibe los datos y los envía a la nube. La tipología de red pensada para cumplir con las especificaciones se muestra en la FIGURA 1. A continuación, se expone el desarrollo de los brazaletes y de los demás componentes de la red.



**Figura 1. Tipología de red para el sistema de medición**

## CONSTRUCCIÓN DEL PROTOTIPO DE BRAZALETE (HARDWARE)

Antes de iniciar se realizó una prueba piloto utilizando teléfonos inteligentes ubicados en las muñecas de pacientes, con la idea de utilizar el acelerómetro que tienen integrado estos dispositivos, sin embargo, al momento de la prueba fue claro que su peso no permite una marcha normal por lo que se decidió buscar opciones de microcontroladores y tarjetas de desarrollo dedicados a la IoT (*Internet of Things*), que además de asegurar un tamaño del prototipo suficientemente pequeño para garantizar su portabilidad, reunieran adecuadamente especificaciones de costo, conectividad y compatibilidad. En la TABLA 1 se muestran los microcontroladores consultados.

**Tabla 1. Microcontroladores consultados**

| Tarjeta (fabricante)   | Dimensiones (mm)                           | Bluetooth integrado | Antena RF | Procesador             | Costo                          |
|------------------------|--|---------------------|-----------|------------------------|--------------------------------|
| Waspote (Libelium)     | 73.5 x 51 x 13                             | Si                  | Si        | ATMega-1281            | US\$700                        |
| Arduino Nano (Arduino) | (18 + 17) x 45 x 8 (más tarjeta Bluetooth) | No                  | No        | ATMega 328P            | US\$30 (más tarjeta Bluetooth) |
| Intel Galileo (Intel)  | 72 x 124 x 16                              | Si                  | No        | Intel® Quark SoC X1000 | US\$30                         |
| Simblee BLE (Simblee)  | 42 x 42 x 4                                | Si                  | No        | ARM Cortex A0          | US\$28                         |

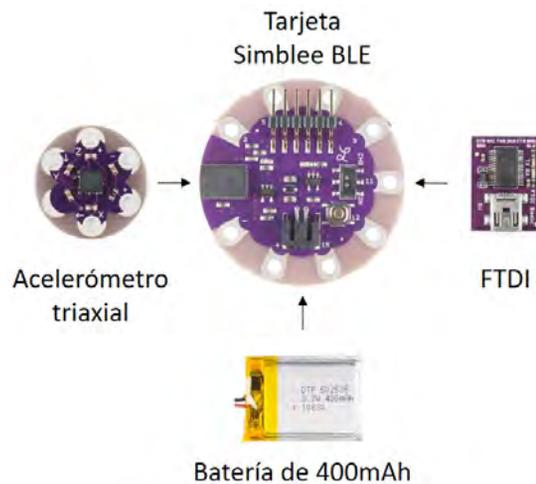
Arduino nano era una de las opciones posibles, sin embargo, para energizar el sistema se requería de un convertidor de voltaje DC-DC de 3,7V a 5V. Se eligió la tarjeta Simblee BLE porque reúne las características buscadas, cuenta con un procesador con conectividad Bluetooth incorporada y es compatible con baterías de litio de 3,7V, sin necesidad de un circuito de conversión de voltaje.

Una vez seleccionado el microcontrolador, se eligió un acelerómetro de tres ejes con una resolución de  $\pm 3g$  y una batería de litio de 400mAh, compatibles con la tarjeta Simblee.

Para programar el microprocesador fue adquirido el módulo FTDI, el cual se conectó al cabezal de la tarjeta Simblee. El módulo FTDI tiene dos propósitos: poder programar el microcontrolador y cargar la batería conectada a la tarjeta.

## Sistema de detección de anomalías motoras a partir del análisis del balanceo de los brazos

Cabe aclarar que no es necesario mantener conectado el módulo FTDI, sino solamente para hacer esas dos acciones. La batería puede funcionar durante ocho horas continuas con el algoritmo implementado en el microcontrolador que se detallará en el siguiente apartado. En la FIGURA 2 se muestran los componentes de hardware utilizados.



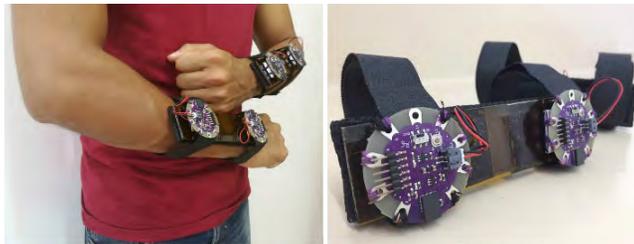
**Figura 2. Componentes usados para desarrollar el prototipo**

El microcontrolador de la tarjeta Simblee cuenta con un convertidor análogo digital de 10-bit que permite digitalizar el voltaje producido por los terminales X, Y y Z del acelerómetro. Dado que la resolución de escala completa es de 6g y el número de símbolos del ADC de 1024, la mínima lectura de aceleración que es capaz de medir el dispositivo es de  $5.859e-3$  g, lo que es equivalente a  $5,74e-2$  m/s<sup>2</sup>.

La tarjeta Simblee es *open hardware*, lo que posibilita hacer un diseño electrónico que más adelante pueda ser una tarjeta integrada con todos los elementos incorporados y conectados. Una vez conectados todos los elementos, se usaron los orificios de forma circular que se encuentran en la periferia de la tarjeta y se le adicionaron correas de velcro, con el fin de poder adherir el dispositivo a los brazos de los participantes.

Una vez construidos los brazaletes se realizó una nueva prueba piloto con un dispositivo basado en Simblee en cada brazo. Aunque su peso era ideal, se incluyó un par de acelerómetros en cada brazo para ser coherentes con lo

aprendido en la revisión del estado del arte donde varios estudios usaron un par de acelerómetros adheridos a la parte del cuerpo bajo análisis, ubicándolos a una distancia conocida y uniéndolos con un material rígido para asegurar que estuvieran alineados, y así poder extraer la aceleración angular (algoritmo de doble acelerómetro [46]). Se construyeron entonces dos brazaletes con cuatro dispositivos con acelerómetros, ubicando dos en cada brazalete; como material rígido para unir los dispositivos se utilizó acrílico, y para evitar molestias al contacto con los dos brazaletes, almohadillas (ver FIGURA 3).



**Figura 3. Prototipo implementado**

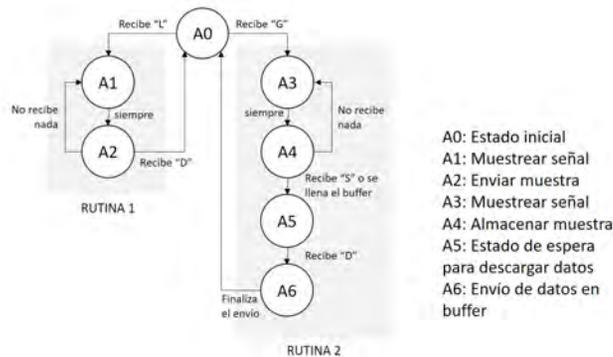
### SOFTWARE DE LOS BRAZALETES

Se implementaron dos rutinas distintas en cada dispositivo con acelerómetros: modo en tiempo real y modo precisión: la primera consiste en muestrear a 50Hz de forma constante los acelerómetros y cada vez que se obtienen los tres datos correspondientes a los tres ejes, se envía la información a través de Bluetooth, es decir que las tasas de muestreo y envío son iguales (de ahí su nombre); la segunda consiste en muestrear con una frecuencia de 100Hz la información de los sensores y, para evitar pérdida de paquetes durante el envío, almacenarlos en un buffer con capacidad de almacenar datos durante 40 segundos, y después enviarlos con una frecuencia de 50Hz.

Ambas rutinas son activadas por medio de la aplicación móvil (descrita en el siguiente apartado) mediante el envío de distintas letras. En la primera rutina, el envío se activa si se recibe la letra “L”, y se detiene si se recibe la letra “D”. En la segunda rutina se activan, tanto el muestreo, como el almacenamiento en el buffer, al recibir la letra “G”, si el buffer se llena o si se recibe la letra “S”, se detiene, la información se envía a la aplicación móvil cuando se recibe la letra “B”. La FIGURA 4 corresponde al diagrama de la máquina de estado. La

## Sistema de detección de anomalías motoras a partir del análisis del balanceo de los brazos

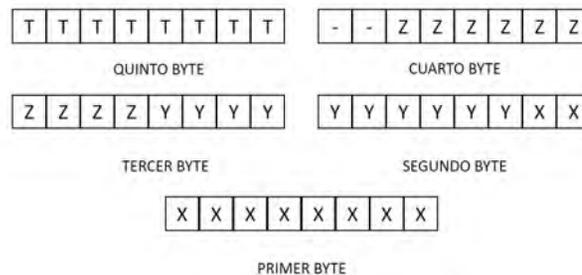
implementación de ambas rutinas se dio porque, como se explica en el siguiente apartado, la aplicación móvil comenzó a perder datos como consecuencia del aumento de la frecuencia de envío.



**Figura 4. Algoritmos de las rutinas de medición y envío**

## DATOS PRODUCIDOS

Cada dato contiene las medidas de cada uno de los tres ejes y una estampa de tiempo de 8-bits en milisegundos; cada medida tiene un tamaño de 10-bit, para un total de 5 bytes necesarios para almacenar cada dato. Como se puede apreciar en la FIGURA 5, que corresponde a la estructura de cada mensaje, en el quinto byte se almacena la estampa de tiempo, en el cuarto byte quedan sin usar los dos últimos bytes, y en el resto se almacenan en orden los datos de los ejes Z, Y y X.



**Figura 5. Composición los datos transmitidos**

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

La estampa de tiempo es útil cuando se pierden datos durante el envío, para que la aplicación móvil pueda reconstruir el vector de tiempo. Como es de 8-bit, los cálculos se hacen con restas módulo 256. Por ejemplo, si las estampas son 177, 197, 217, 237, 1, 21, ..., la diferencia entre todas es de 20 milisegundos (de 237 a 1 hay 20 números en módulo 256), pero si las estampas son 23, 43, 63, 83, 123, ..., se sabe que se perdió el dato correspondiente a la estampa 103.

### APLICACIÓN MÓVIL

La concepción de la solución implica que los datos pueden publicarse en Internet. Teniendo en cuenta que las tarjetas de desarrollo con interfaz independiente de red, tipo Ethernet, son más voluminosas que las que tienen una interfaz de radio con tecnología Bluetooth, como la tarjeta Simblee, y que la mayoría de personas tiene un teléfono inteligente, se optó por usar una aplicación móvil Android (ver FIGURA 6) para que se comunique, vía Bluetooth, con la tarjeta de desarrollo y pueda activar la medición de los brazaletes, recibir la información y subirla a Internet.

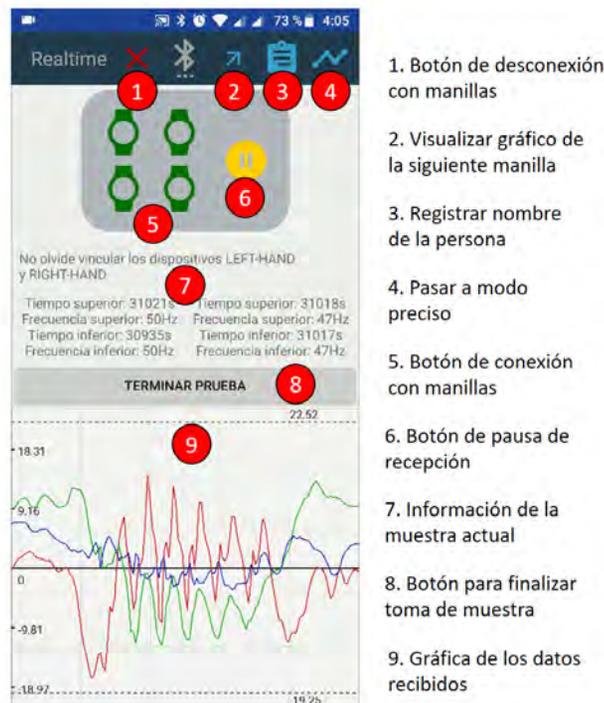


Figura 6. Captura de pantalla de la aplicación móvil

## CONEXIÓN BRAZALETES-APLICACIÓN MÓVIL

El protocolo implementado para la comunicación con las manillas fue Bluetooth 4.0 con el *Generic Attribute Profile* (GATT), el cual permite la comunicación hasta con ocho dispositivos Bluetooth 4.0 al mismo tiempo, para obtener los datos que envían las manillas. Como se mencionó, se desarrollaron dos algoritmos de adquisición y envío de datos porque el primero, el modo tiempo real, presenta una limitante, los datos transmitidos por los cuatro dispositivos se comienzan a perder cuando aumenta la frecuencia de muestreo y envío (que son iguales para esta rutina). En la TABLA 2 se muestra el barrido realizado para encontrar la máxima frecuencia de muestreo y envío, sin pérdida de datos, para la primera rutina, cuyos resultados permiten concluir que se necesita el modo de precisión, si se requiere muestrear señales con frecuencias superiores a 50 Hz y que el modo tiempo real funciona correctamente solo si se muestrea a 50 Hz o menos.

**Tabla 2. Datos perdidos vs frecuencia de envío muestreo (datos/s)**

| Frecuencia de muestreo / envío | Tasa de datos perdidos |
|--------------------------------|------------------------|
| 20                             | 0                      |
| 30                             | 0                      |
| 40                             | 0                      |
| 50                             | 0                      |
| 60                             | 2                      |
| 70                             | 4                      |
| 80                             | 12                     |
| 90                             | 18                     |
| 100                            | 24                     |

## ENVÍO DE DATOS A LA NUBE

Inicialmente se reciben los datos de forma apropiada y se reconstruye la línea de tiempo usando las estampas de tiempo de cada dato. Para esto, cada dato de 5 bytes se transforma en un objeto de la clase Vector, construida en lenguaje Java, cuya estructura de clase se puede apreciar en la FIGURA 7. La clase Vector no sólo tiene los valores de X, Y y Z, sino además cuenta con el valor de la estampa de tiempo y una variable time que corresponde a la línea de tiempo reconstruida que se calcula acumulando las diferencias de las estampas de

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

tiempo, mediante la que es posible expresar los datos recibidos de los brazaletes como series de tiempo.

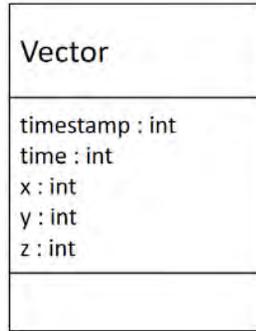


Figura 7. UML de la clase Vector

Las cuatro series de tiempo que conforman una muestra se almacenan en la aplicación móvil, cuando finaliza la recepción, se suben a la base de datos FirebaseTM. A través de servicios HTTP REST. Firebase puede almacenar datos enviándolos en formato JSON, cada muestra queda indizada con el nombre de la persona de la que se le tomó y la fecha en la que tuvo lugar dicha toma, como se muestra en el diagrama de árbol de la FIGURA 8.

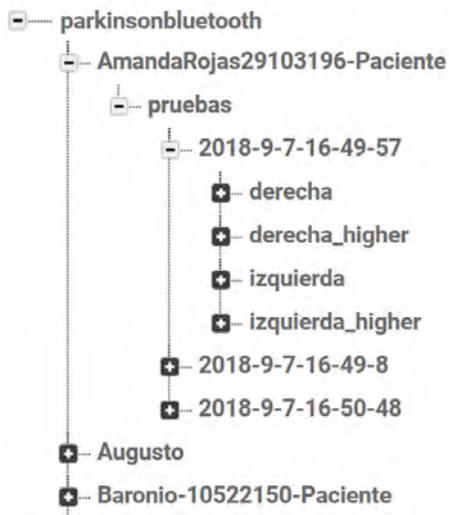


Figura 8. Captura del árbol de la base de datos

En él se puede notar que al interior del nombre de una persona hay una “rama” llamada pruebas, que a su vez contiene una rama con la fecha de la muestra y dentro de ella las series de tiempo respectivas, de los cuatro dispositivos.

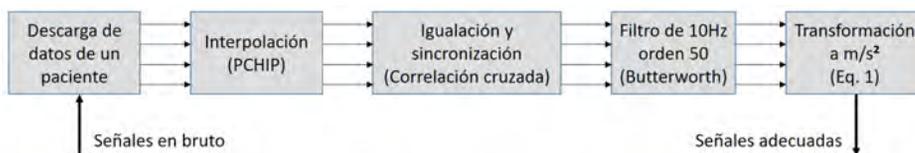
### DISEÑO EXPERIMENTAL

Para el estudio se reclutaron diez pacientes con Parkinson y once controles (sin Parkinson), pareados por edad. Todos los sujetos participaron en una sola sesión de análisis de la marcha para determinar el movimiento de los brazos; los segmentos de la muñeca se midieron utilizando el prototipo en cada brazo; cada sujeto recibió la instrucción de caminar a lo largo de un corredor con un área de 10 m x 1.5 m a un ritmo normal, usando los dispositivos. De cada participante se tomaron seis recorridos de diez metros cada uno.

La longitud del trayecto corresponde a la distancia requerida para capturar el movimiento de la marcha de los participantes en estado estable (aquél donde las personas caminan a una velocidad constante). Por otra parte, se ha establecido que una frecuencia de muestreo de 50Hz es suficiente para medir las dinámicas [54], por lo que en la prueba solo se utilizó el procedimiento en tiempo real, por lo que todas las señales fueron muestreadas a 50Hz.

### DESCARGA DE DATOS Y PREPROCESAMIENTO

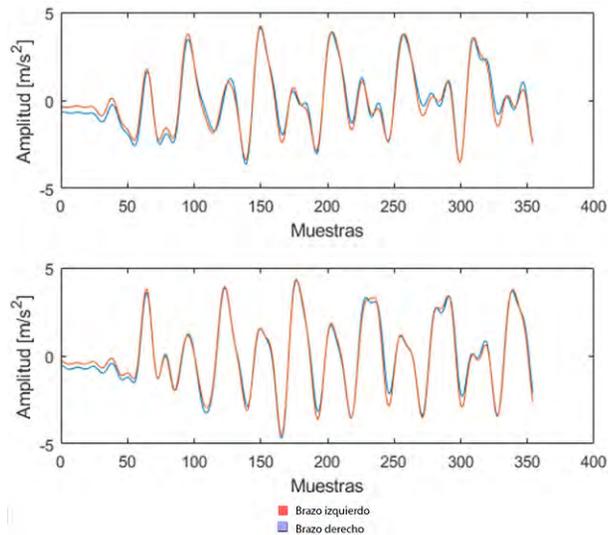
Los datos obtenidos durante los experimentos se almacenan en la nube, lo que permite su consulta a través de Internet y su posterior análisis con Matlab Data Analysis, software que tiene funciones para usar servicios HTTP REST que permiten descargar los datos en formato JSON y transformarlos para poder trabajar con ellos. El diagrama de la FIGURA 9 muestra el proceso de descarga y adecuación de las cuatro señales correspondientes a cada par de dispositivos colocados en los brazos de la persona por analizar.



**Figura 9. Diagrama de bloque de la adecuación de la señal**

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

La información de una prueba de marcha se descarga mediante HTTP GET, pero es posible que durante la toma de muestras se hayan perdido algunos datos por efecto de la pérdida de un paquete en el enlace Bluetooth. Dado que la frecuencia de muestreo es 50Hz y la máxima frecuencia del fenómeno de marcha medido es de 10Hz [54], es posible aplicar técnicas de interpolación, como PCHIP (*Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial*), para restaurar la integridad de la señal sin afectar la fidelidad de la muestra [57], [58]. Una vez interpoladas las cuatro señales, se igualan las muestras y se sincronizan mediante el uso de la correlación cruzada. El pico más alto entre señales del mismo brazo permite establecer su retraso (*delay*) para poder sincronizarlas. En la FIGURA 10 se muestra un ejemplo de sincronización de las señales.



**Figura 10. Captura del árbol de la base de datos**

Posteriormente se emplea un filtro Butterworth de 10Hz de orden 50 y finalmente las unidades son convertidas de lecturas de ADC a metros por segundo al cuadrado utilizando la ECUACIÓN 1. En ella:  $A$  es el vector de aceleración en unidades de ADC,  $i$  es el número asociado a uno de los cuatro acelerómetros,  $j$  es el número de muestras tomadas en el lapso de la captura, y  $A_C$  es la aceleración en unidades de  $m/s^2$ .

$$A_C = (A_{ij} - 511) * 0.0924285 \quad (1)$$

Luego del proceso, las señales están adecuadas y listas para emplear los cinco métodos de procesamiento y análisis de las muestras que se exponen a continuación. Las señales obtenidas por el dispositivo luego del preprocesamiento se muestran en la FIGURA 11.

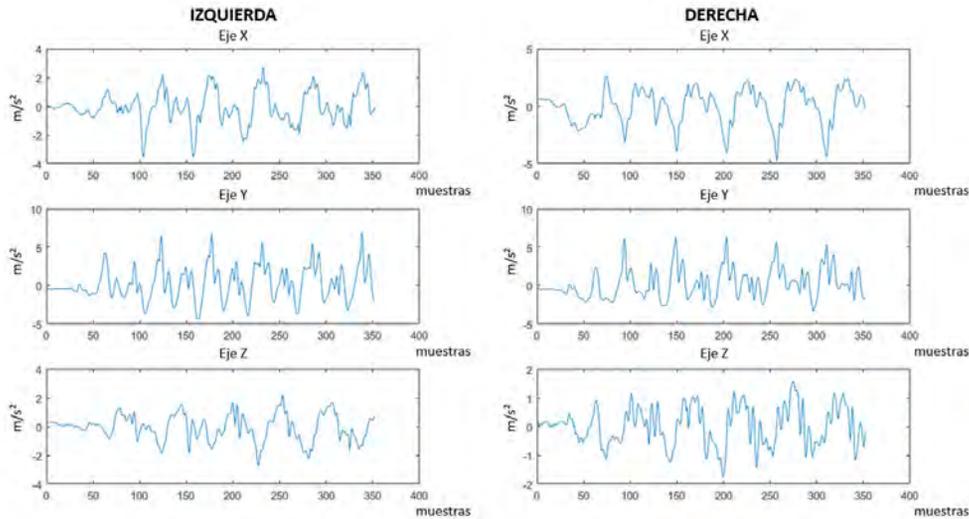


Figura 11. Señales obtenidas por medio del prototipo

## ANÁLISIS DE SEÑALES

### MÉTODOS DE ANÁLISIS

#### ANÁLISIS VÍA RMS Y ASA

El análisis RMS y ASA ha sido usado por varios investigadores. Huang et al. [36] llevaron a cabo un diseño experimental diferente al propuesto en este documento, que constó de una prueba de marcha durante ocho minutos; aunque al final compararon el valor eficaz de las señales en el eje X (donde acumulada la mayor parte de la energía) par a establecer el valor ASA. El valor eficaz se puede obtener con la ECUACIÓN 2.

$$RMS_i = \sqrt{\frac{1}{n} (s_1^2 + s_2^2 + s_3^2 + \dots + s_n^2)} \quad (2)$$

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

La diferencia respecto de los antecedentes citados se encuentra en el uso del RMS con la magnitud de la señal de los acelerómetros, empleando los tres componentes espaciales ( $X$ ,  $Y$  y  $Z$ ). Como en el antecedente citado, el procedimiento elegido para este proyecto incorporó el cálculo de la aceleración angular de cada brazo mediante la ECUACIÓN 3, en ella:  $A_{low}$  y  $A_{high}$  corresponden a las lecturas de los dos acelerómetros, el más próximo y el menos próximo a la muñeca, respectivamente; y 0.1 corresponde a la distancia entre cada par de acelerómetros.

$$\alpha = \frac{A_{low} - A_{High}}{0,1} \quad (3)$$

Cabe resaltar que el acelerómetro más cercano a la muñeca es el que tiene mayor dinámica al estar más distante del pivote de movimiento, fue nombrado *low* porque es el que permanece más abajo cuando los acelerómetros están adheridos a la persona en una postura normal. Una vez que se obtiene la aceleración angular de cada eje y cada brazo, se calculan las magnitudes de los vectores, a la señal resultante se le remueve el offset vertical restando la media, porque se quiere medir el valor eficaz sólo de la dinámica de la señal. En la FIGURA 12 se muestra un ejemplo de un control y un paciente y las diferencias en la forma de onda resultante para cada brazo, asimismo, en ella se evidencia que la persona con EP presenta mayor movilidad en la mano derecha (es decir, su movimiento es asimétrico).

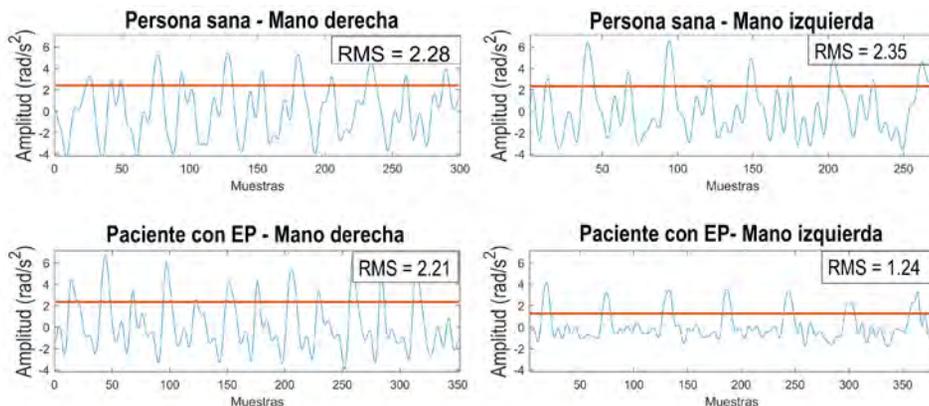


Figura 12. Control y paciente con sus señales de marcha y RMS

El índice de asimetría es un indicador porcentual que se calcula mediante la ECUACIÓN 4. Entre mayor la cercanía a 0, mayor la simetría y viceversa. En la FIGURA 12, por ejemplo, el control presenta una asimetría del 1.92 %, mientras que el paciente presenta una asimetría de 34.89%. En el apartado de resultados se añaden como características los valores del RMS de ambos brazos y el índice de asimetría.

$$ASA = \frac{45^\circ - \arctan(Rms_{min}/Rms_{max})}{45} \times 100 \quad (4)$$

### ANÁLISIS VÍA INTEGRAL

Este método se basa en los teoremas básicos de la física clásica, por medio de ellos se entiende que la integral de la aceleración angular con respecto al tiempo es la velocidad angular. El objetivo de este análisis es obtener la velocidad angular usando integración de señales en tiempo discreto a través del método trapezoidal, para obtener el área bajo la curva.

En un primer intento se integró la señal completa, en el segundo se trató de integrar cada dos picos consecutivos de la señal, lo que equivale un periodo de la misma. Los resultados del primer acercamiento muestran señales estables en amplitud, casi constantes para algunas personas (FIGURA 13a), pero también señales con amplitudes muy variables para otras, no necesariamente pacientes con EP (FIGURA 13b).

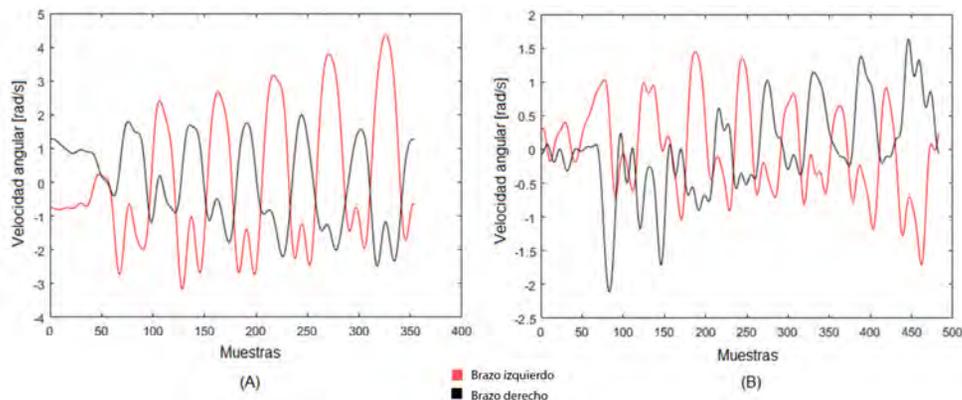
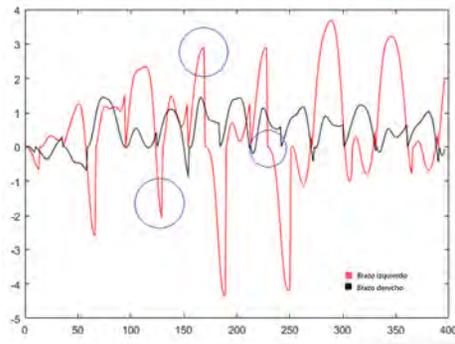


Figura 13. Aceleración angular integral completa: (a) convergente, (b) divergente

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

Los resultados del segundo acercamiento tampoco permiten obtener los resultados esperados dado que el hecho de integrar por periodos introduce un error de integración: la señal resultante presenta discontinuidades, como se muestra en la FIGURA 14. Los resultados del análisis son acordes con las advertencias expresadas al respecto por otros investigadores, quienes habían indicado que la integral numérica sobre señales de acelerómetros no provee precisión ni es un método recomendado para usar con acelerómetros [46]. Por esta circunstancia, en el apartado de resultados no se incluirán variables extraídas por este método. Sin embargo, las gráficas convergentes permiten esbozar el funcionamiento del mecanismo del balanceo de brazos y sus fases en la marcha, como se muestra en la FIGURA 13a, lo que posibilita observar el desfase entre cada señal, el paso por la velocidad cero (cuando los brazos cambian de dirección), los puntos de velocidad máxima (cuando los brazos cruzan el plano frontal) e incluso fluctuaciones del rebote del brazo cuando está en la posición anterior.



**Figura 14. Aceleración angular: integral por periodos**

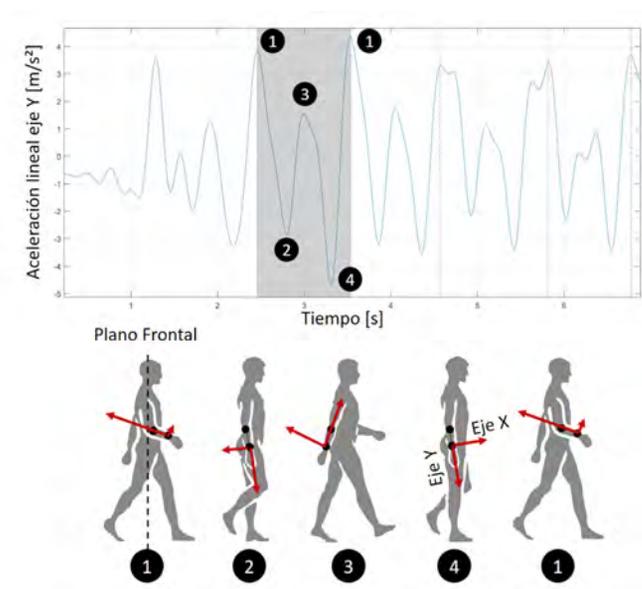
### ANÁLISIS CORRELACIONAL

Este análisis consiste en medir la regularidad de las señales de marcha a través del uso de la autocorrelación, herramienta que permite encontrar patrones repetitivos en las señales. En el caso de las señales de marcha, que son cuasiperiódicas, permite encontrar la periodicidad de la señal para obtener la frecuencia dominante de la marcha, entendiendo por frecuencia dominante a la dinámica más lenta en todo el mecanismo de la marcha que, enfocándose en los brazos, resulta ser la misma frecuencia de balanceo de brazos.

Técnicas como la FFT también permiten medir la frecuencia dominante, pero el uso de la autocorrelación permite no sólo medir este parámetro, sino también la regularidad del paso y la zancada, según el procedimiento publicado por Yang et al., [55], quienes emplean la función *unbiased autocorrelation*, que es posteriormente normalizada y su señal resultante presenta varios picos, dada la cuasiperiodicidad de las señales de marcha.

En el proyecto se usa éste método directamente con la señal en el eje Y de un acelerómetro para cada brazo porque las señales de este eje presentan picos por cada paso, porque en la secuencia normal de marcha el paso finaliza con el cambio de dirección del brazo, lo que visto sólo en el eje vertical permite observar dos picos por cada periodo del brazo o, lo que es igual, cada dos pasos.

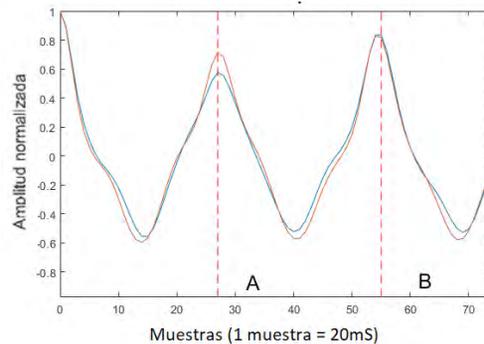
La FIGURA 15 ilustra todo el ciclo de la marcha y su correspondencia con la señal del eje Y de los acelerómetros más cercanos a la muñeca, en ella, 1-2-3-4-1 representan un ciclo completo de marcha con todas las fases; y A-B-C es un medio ciclo de marcha. En el ciclo completo, las señales de balanceo del brazo del eje Y tienen cuatro picos, mientras que el eje X tiene dos. Los picos en Y se presentan en los cambios de dirección del movimiento del brazo (1, 3 y 1) y sus valles aparecen justo cuando el brazo cruza el plano frontal (2 y 4).



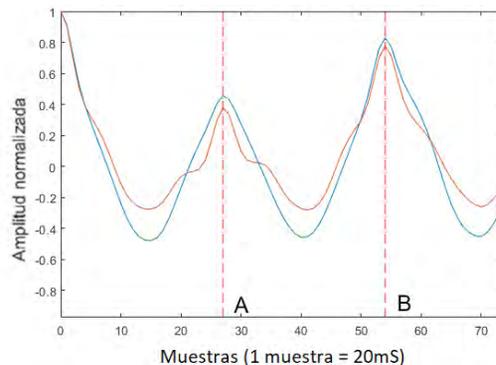
**Figura 15. Correspondencia entre los ciclos de la marcha y la señal en el eje Y del balanceo de brazos**

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

Se decidió analizar las señales por medio de éste método porque por simple inspección visual de las señales de autocorrelación, se encontraron diferencias en la altura del pico A (de medio ciclo). La FIGURA 16 muestra la autocorrelación aplicada a las señales provenientes de los dos brazos de una persona sana y la FIGURA 17 la autocorrelación aplicada a las señales provenientes de los de un paciente con EP.



**Figura 16. Función unbiased autocorrelation aplicada a señales en ambos brazos de una persona sana**



**Figura 17. Función unbiased autocorrelation aplicada a señales en ambos brazos de un paciente con enfermedad de Parkinson**

La ubicación de los picos A y B (medio ciclo y ciclo completo, respectivamente) en el eje temporal de la señal resultante corresponden al primer y segundo periodo dominante respectivamente. Sin embargo, lo más interesante es que

la amplitud del primer pico (A) está definida por Moe-Nielsen et al., [59] como la regularidad del paso. Esto se debe a que el primer período dominante indica la similitud máxima entre la secuencia de aceleración y la misma señal desplazada  $m$  unidades de tiempo (con una frecuencia de muestreo de 50 Hz). El intervalo de las  $m$  unidades se aproxima a la duración de un paso. Igualmente, la amplitud del segundo pico (B) está definida por Moe-Nielsen et al., [59] como la regularidad de la zancada, puesto que el segundo período dominante indica la similitud máxima entre la secuencia de aceleración y su secuencia desplazada dos periodos. En el ejemplo de la FIGURA 17 se evidencia una baja regularidad para uno de los brazos en el pico A. Adicionalmente se puede extraer un indicador de simetría del paso computando el mínimo entre A y B dividido por el máximo entre A y B. En el apartado de resultados se incluye la regularidad del paso y de la zancada para los brazos izquierdo y derecho y se agrega la simetría del paso para cada brazo, para un total de seis variables extraídas.

### ANÁLISIS WAVELET Y DIMENSIÓN FRACTAL

El concepto de fractal ha sido ampliamente utilizado para describir objetos en el espacio, además, se ha propuesto para describir las características de las señales en el tiempo, incluido el ruido blanco y el movimiento browniano. La densidad del espectro de potencia de estos procesos se define generalmente por la ECUACIÓN 5, donde:  $w$  es la frecuencia,  $\beta$  es el componente espectral y  $\sigma^2$  es la varianza de la señal original.

$$S(w) \sim \frac{\sigma^2}{|w|^\beta} \quad (5)$$

Esta expresión, según Sekine et al. [56], conduce a la ECUACIÓN 6 que relaciona la varianza de las señales de detalle, luego de ser descompuesta vía transformada Wavelet, con la varianza total de la señal y el componente espectral  $\beta$ , donde:  $d_j$  es la señal de detalle wavelet en el nivel  $j$ ,  $\sigma$  al cuadrado es la varianza de la señal original y  $\beta$  es el componente espectral.

$$\text{Varianza}(d_j) \sim \frac{\sigma^2}{2^j \beta} \quad (6)$$

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

Es importante tener en cuenta que en la ECUACIÓN 6, la varianza de la señal permanece constante mientras varía el nivel de detalle  $j$ , dicho de otro modo, esta relación de proporcionalidad se presenta entre la varianza de la señal detalle y  $2^j\beta$ . Esto implica que si se aplica logaritmo base 2 es posible encontrar una relación lineal entre el  $\text{Log}_2(d_j)$  y  $\beta$ , como se muestra en la ECUACIÓN 7.

$$\log_2(\text{Varianza}(d_j)) \sim \log_2(\sigma^2) - j\beta \quad (7)$$

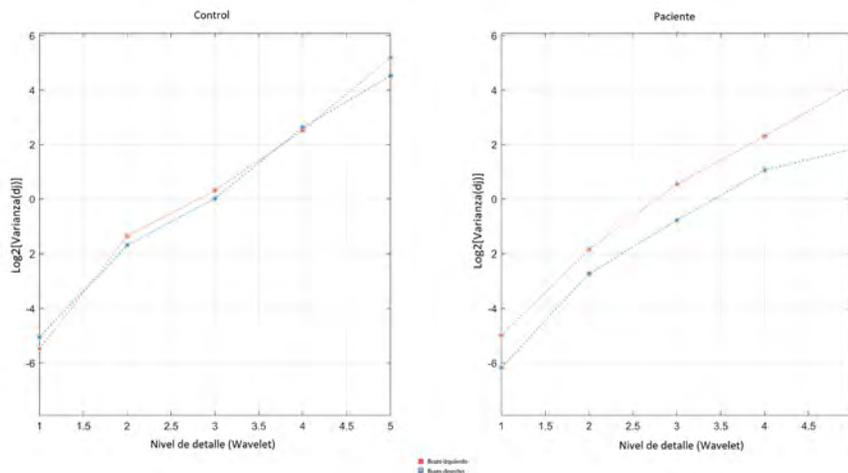
Así, la pendiente de la recta que se esboza después de los cálculos requeridos será equivalente a la componente espectral  $\beta$ . Para el caso específico de las señales medidas por acelerómetros se hizo la descomposición wavelet mediante daubechies 4 usando cinco niveles de detalle y empleando las tres señales en los ejes X, Y y Z, de un sólo acelerómetro, el más próximo a la muñeca, en cada brazo. La principal razón de usar la ondícula db4 es que permite generar cinco niveles de detalle para las señales de los acelerómetros del proyecto, sin que los niveles finales tengan una varianza nula, lo que sucede porque cada una de estas señales tiene 400 muestras en promedio, con una frecuencia de muestreo de 50Hz

El método entonces producirá cinco señales de detalle  $d_j$ , que es el insumo para obtener los cálculos de la ECUACIÓN 7; se extrae la varianza de las señales de detalle y luego se aplica el logaritmo base 2; finalmente, se aplica regresión lineal para obtener la pendiente de la recta. Este método permite evidenciar resultados distintos entre pacientes y controles, como se puede ver en el ejemplo de la FIGURA 18.

En la figura se observa que la pendiente es menor en una de las rectas, lo que denota una asimetría, a diferencia del control, cuyas varianzas son cercanas para ambos brazos. En la figura es aún más diciente que el brazo que presenta mayor afectación por la enfermedad es el que tiene una recta de menor pendiente. Una vez calculado el componente espectral se puede obtener la dimensión fractal con la Ecuación 8.

$$D = 2 - \frac{\beta - 1}{2} \quad (8)$$

## Sistema de detección de anomalías motoras a partir del análisis del balanceo de los brazos



**Figura 18. Diferencias entre pacientes y controles con el método de dimensión fractal**

A menor dimensión fractal se espera menor complejidad en la señal y viceversa. En la sección de resultados se incluye la dimensión fractal extraída para los tres ejes de los dos acelerómetros más cercanos a la muñeca.  $D_x$ ,  $D_y$  y  $D_z$  se definen entonces como las dimensiones fractales en cada eje espacial, correspondientes a ambos brazos.

### ANÁLISIS POR BANDAS DE ENERGÍA

El análisis de energía se realizó mediante la FFT de las señales de un acelerómetro por cada brazo. La hipótesis inicial es que los pacientes con EP tienen movimientos que se caracterizan por presentar componentes frecuenciales más altos que las personas que no sufren de EP, como por ejemplo los temblores que se manifiestan en estadios tardíos de la enfermedad. Las señales de los tres ejes de un acelerómetro se usan para hallar la magnitud del vector. La señal de magnitud es transformada al dominio de la frecuencia vía FFT. Teniendo en cuenta que la energía de una señal puede ser calculada de la sumatoria de la FFT, a la señal transformada se le extraen cuatro valores: *lowEnergy*, *midEnergy*, *highEnergy* y *totalEnergy*, que corresponden a la sumatoria en las bandas de: 0Hz a 2.5Hz, 2.5Hz a 5Hz, 5Hz a 10Hz y 0 a 10Hz, respectivamente. En la FIGURA 19 se puede observar un ejemplo que corresponde a la FFT de las señales de los brazos de un paciente con EP y un control. En la imagen se puede observar un pico en la banda de 5Hz a 10Hz para un paciente *tremor dominant*, es decir uno que manifiesta temblor constante.

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

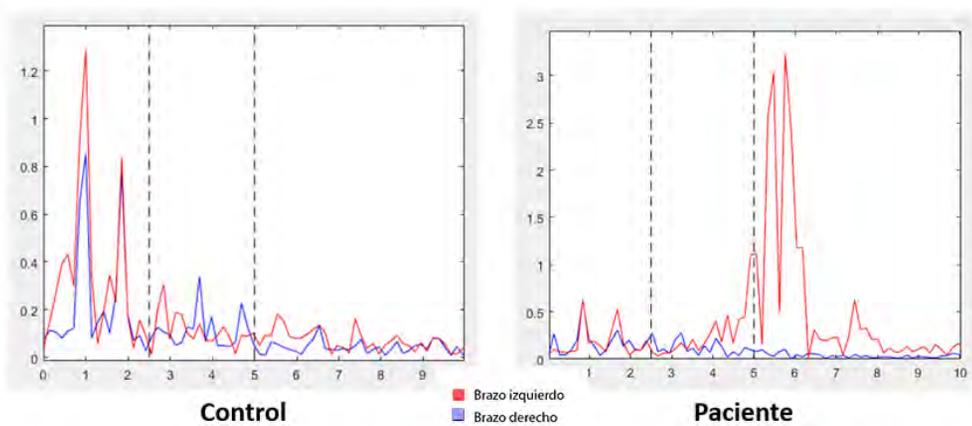


Figura 19. FFT de señales de un control y un paciente

Desde luego, se espera una diferencia mayor en el valor *highEnergy*. Los valores de energía para este ejemplo se pueden ver en la FIGURA 20, en ella se puede ver cómo las dinámicas en *lowEnergy* y *midEnergy* son similares entre controles y pacientes, y cómo se presenta una gran diferencia en *highEnergy*. En el apartado de resultados se incluyen estas cuatro variables.

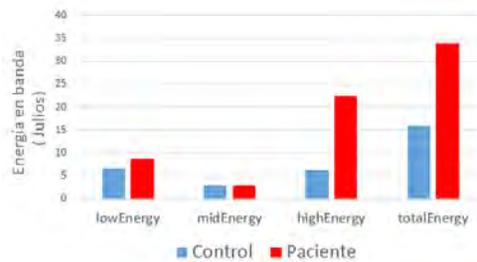


Figura 20. Comparación de ejemplo de las variables obtenidas por análisis de energía

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A cada prueba de marcha se le extrajeron todas las variables expuestas por medio de los cinco métodos de extracción de características de las señales de marcha. Dado que varias de estas variables presentan valores extraídos en ambos brazos y teniendo en cuenta que el lado afectado de un paciente no

## Sistema de detección de anomalías motoras a partir del análisis del balanceo de los brazos

es el mismo en todos los casos, se reorganizaron los datos de modo que no se denominaran como izquierda y derecha, sino como *Alfa* y *Beta*, donde *Alfa* es el lado menos afectado y *Beta* el más afectado, de acuerdo con la UPDRS que aplicó en paralelo el personal médico de la Fundación Valle del Lili, entidad en donde se desarrolló este trabajo. En total se tomaron 352 datos correspondientes a 51 pacientes y 37 controles, cada uno con cuatro pruebas de marcha con los dispositivos adheridos, para un total de 148 datos obtenidos de controles y 204 provenientes de pacientes.

Los resultados que se presentan en la TABLA 3 buscan responder a la pregunta de investigación, por ellos se hicieron pruebas de significancia estadística para hallar diferencias significativas. Entre las herramientas que permiten determinar si se trata de grupos independientes están las pruebas Z y Mann-Whitney-Wilcoxon. No obstante, antes de usar la prueba Z se debe conocer si los datos presentan una distribución normal, para lo cual es necesario realizar una prueba de normalidad. Con ese fin se aplicó la prueba de Shapiro-Wilk, sus resultados arrojan un valor p que si es mayor a 0.01, corresponde a datos con distribución normal. En la tabla los valores con \* no tienen distribución normal y aquellos con \*\* presentan diferencias significativas entre pacientes y controles.

**Tabla 3. Pruebas de Shapiro-Wilk y U de Mann-Whitney-Wilcoxon/ Z (p-value)**

| Variable               | Shapiro-Wilk | Mann - Whitney-Wilcoxon / Z |    |
|------------------------|--------------|-----------------------------|----|
| RMS Alfa               | 0.000        | 0.000                       | ** |
| RMS Beta               | 0.018        | 0.000                       | ** |
| ASA                    | 0.000        | 0.000                       | ** |
| Step regularity Alfa   | 0.074 *      | 0.000                       | ** |
| Stride regularity Alfa | 0.161 *      | 0.015                       |    |
| Step regularity Beta   | 0.001        | 0.000                       | ** |
| Stride regularity Beta | 0.000        | 0.464                       |    |
| Step symmetry Alfa     | 0.000        | 0.000                       | ** |
| Step symmetry Beta     | 0.000        | 0.001                       | ** |
| Low Energy Alfa        | 0.000        | 0.036                       |    |
| Mid Energy Alfa        | 0.213 *      | 0.220                       |    |
| High Energy Alfa       | 0.233 *      | 0.000                       | ** |
| Total Energy Alfa      | 0.036        | 0.031                       |    |
| Low Energy Beta        | 0.000        | 0.000                       | ** |
| Mid Energy Beta        | 0.007        | 0.071                       |    |

**Tabla 3. Pruebas de Shapiro-Wilk y U de Mann-Whitney-Wilcoxon / Z (p-value) (continuación)**

| Variable          | Shapiro-Wilk | Mann - Whitney-Wilcoxon / Z |    |
|-------------------|--------------|-----------------------------|----|
| High Energy Beta  | 0.048        | 0.000                       | ** |
| Total Energy Beta | 0.165 *      | 0.184                       |    |
| Dx Alfa           | 0.135 *      | 0.000                       | ** |
| Dx Beta           | 0.013        | 0.000                       | ** |
| Dy Alfa           | 0.155 *      | 0.317                       |    |
| Dy Beta           | 0.151 *      | 0.037                       |    |
| Dz Alfa           | 0.067 *      | 0.000                       | ** |
| Dz Beta           | 0.012        | 0.000                       | ** |

Como se evidencia, las pruebas de normalidad resultaron negativas en algunos casos, por lo que se decidió utilizar la prueba U de Mann-Whitney-Wilcoxon con el fin de hallar diferencias entre pacientes y controles, si la variable no mostraba una distribución normal; en cambio, cuando la variable mostraba una distribución normal, se aplicó la prueba Z. Ambos métodos ofrecen un valor p (ver TABLA 3). Adicionalmente, en la TABLA 4 se presentan dos medidas de tendencia central (media y desviación estándar) extraídas para los datos.

Las variables RMS Alfa, RMS Beta y ASA presentan diferencias significativas, lo que evidencia que la aceleración –y por consiguiente la movilidad de ambos brazos–, se ve reducida, pero afecta más a un brazo, respecto de personas sin problemas motores. Las tres variables dan cuenta de una afectación asimétrica al sistema motor de los pacientes.

Las variables *Step Regularity Alfa* y *Step Regularity Beta* también presentan diferencias en contraste con las variables *Stride Regularity* y *Step Symmetry*, lo que revela que la regularidad de la zancada es semejante a la de una persona sana, pero la regularidad del paso en pacientes es mayor. Lo anterior permite plantear que, respecto del plano frontal, el recorrido del brazo hacia adelante y hacia atrás es semejante, mientras que en los controles el movimiento hacia atrás es más corto en amplitud que el movimiento hacia adelante, lo que denota una reducción del movimiento de los brazos hacia adelante. Consecuentemente, las variables *Step Symmetry Alfa* y *Beta* también presentan diferencias significativas.

Con respecto a la medida de energía en las bandas baja, media y alta, se puede observar que en la banda alta (5Hz a 10 Hz) se presentan diferencias

**Tabla 4. Medidas de tendencia central**

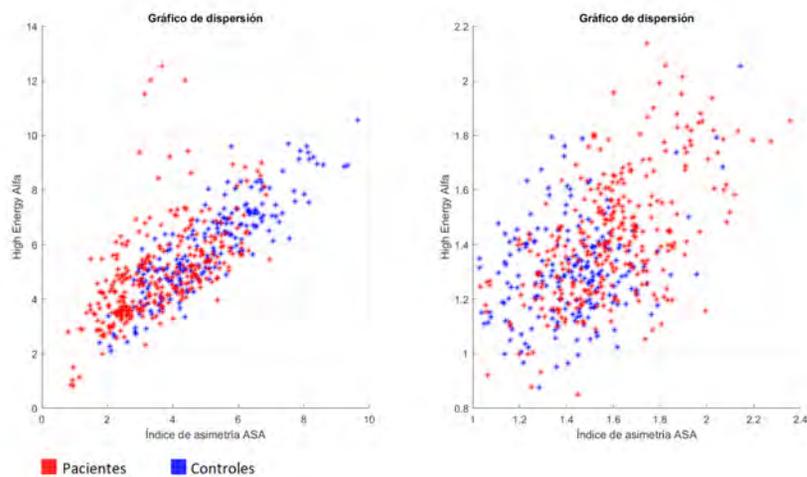
| <i>Variable</i>        | Pacientes    |            | Controles    |            |
|------------------------|--------------|------------|--------------|------------|
|                        | <i>Media</i> | <i>STD</i> | <i>Media</i> | <i>STD</i> |
| RMS Alfa               | 4.951        | 1.675      | 5.892        | 1.687      |
| RMS Beta               | 3.607        | 1.354      | 5.062        | 1.627      |
| ASA                    | 21.307       | 16.033     | 11.419       | 8.832      |
| Step regularity Alfa   | 0.537        | 0.181      | 0.443        | 0.226      |
| Stride regularity Alfa | 0.722        | 0.129      | 0.699        | 0.124      |
| Step regularity Beta   | 0.540        | 0.223      | 0.486        | 0.213      |
| Stride regularity Beta | 0.710        | 0.127      | 0.707        | 0.125      |
| Step symmetry Alfa     | 0.724        | 0.206      | 0.619        | 0.305      |
| Step symmetry Beta     | 0.729        | 0.269      | 0.671        | 0.276      |
| Low Energy Alfa        | 5.264        | 2,130      | 5.261        | 1,402      |
| Mid Energy Alfa        | 2.935        | 1,359      | 2.830        | 0,827      |
| High Energy Alfa       | 7.641        | 5,130      | 6.018        | 1,631      |
| Total Energy Alfa      | 15.817       | 7,921      | 14.094       | 3,412      |
| Low Energy Beta        | 4.896        | 1,476      | 5.258        | 1,532      |
| Mid Energy Beta        | 2.639        | 0,809      | 2.712        | 0,774      |
| High Energy Beta       | 7.678        | 4,072      | 6.145        | 1,718      |
| Total Energy Beta      | 15.197       | 5,728      | 14.103       | 3,422      |
| Dx Alfa                | 1.586        | 0,228      | 1.426        | 0,199      |
| Dx Beta                | 1.624        | 0,280      | 1.428        | 0,208      |
| Dy Alfa                | 1.516        | 0,228      | 1.494        | 0,183      |
| Dy Beta                | 1.558        | 0,221      | 1.509        | 0,167      |
| Dz Alfa                | 1.422        | 0,223      | 1.304        | 0,180      |
| Dz Beta                | 1.444        | 0,214      | 1.322        | 0,188      |

significativas, un resultado que revela que los pacientes con EP presentan dinámicas más veloces superpuestas a la dinámica normal del mecanismo de la marcha que corresponde al movimiento de los temblores (la energía medida después de 5Hz es significativamente mayor que en los controles). Adicionalmente, la energía en la banda baja (0 a 2.5 HZ) del brazo menos afectado también resulta ser más baja en los pacientes que en los controles.

Por otra parte, la dimensión fractal muestra diferencias significativas en los ejes X y Z, a diferencia del eje Y. Esto se debe a que el movimiento de temblor contribuye a elevar la complejidad de la señal, que es justamente lo que mide

la dimensión fractal, y sucede mayoritariamente en el plano  $X-Z$  quedando registrado en mayor medida en los ejes que componen dicho plano.

En la FIGURA 21 se muestran dos gráficos de dispersión para las variables  $RMS\ Alfa$ ,  $RMS\ Beta$ ,  $DXAlfa$  y  $DZAlfa$ . Estas son las variables que ofrecen una mayor diferencia apreciable. Sin embargo, como se nota en las nubes de puntos de ambos gráficos, controles y pacientes comparten una zona de traslape en sus clusters, a pesar de que presentan diferencias significativas, lo que se explica por la alta variabilidad entre las pruebas a un mismo paciente: a pesar de que algunas condiciones son controladas —distancia, trayectoria y posición de los acelerómetros—, otras, como la velocidad de la marcha, dependen del paciente.

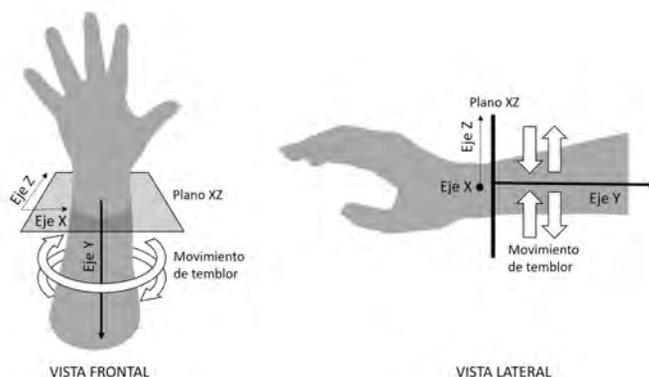


**Figura 21. Gráficos de dispersión para dos pares de variables con diferencias significativas entre pacientes y controles**

## CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

El prototipo construido para medir las variables relacionadas con la EP y el diseño experimental empleado permitieron hallar diferencias significativas entre pacientes y controles mediante el análisis de las señales con cinco distintos métodos: análisis vía RMS y ASA; análisis correlacional; análisis wavelet y dimensión fractal; análisis por bandas de energía; y uso de la integral de la señal. De cada método fue posible extraer al menos dos variables con diferencias significativas, excepto con el método de la integral.

Estos análisis permitieron comprobar lo que dice la literatura sobre la EP y su afectación a uno de los hemisferios. Los valores del análisis ASA, como el índice de asimetría y los valores RMS de cada brazo, son efectivamente distintos entre pacientes y controles, con un nivel de confianza del 99%, lo que se traduce en una menor amplitud en el movimiento del hemicuerpo afectado. Asimismo, el análisis correlacional permitió conocer que la regularidad del paciente es significativamente mayor a la de un control porque la amplitud del movimiento de los brazos de un paciente hacia atrás y hacia adelante son semejantes, a diferencia de un control cuyo movimiento de brazos hacia adelante es más amplio. Adicionalmente, el análisis de energía usando el espectro de las señales permitió encontrar diferencias basadas en temblores, desde los más leves, hasta los más notorios, dada la sensibilidad del instrumento. La energía entre los 5 Hz y 10 Hz es el factor que da cuenta de la presencia del temblor y permite encontrar diferencias entre pacientes y controles, así como la energía en el brazo menos afectado. En el análisis de dimensión fractal, que mide la complejidad o suavidad de las señales, llama la atención que existen diferencias significativas únicamente en los ejes X y Z, lo que sucede porque los componentes del temblor se encuentran mayoritariamente en dicho plano, como consecuencia de que el movimiento del temblor puede ser observado como pequeñas rotaciones respecto del eje Y, como se ilustra en la FIGURA 22. Con respecto al análisis integral, se evidencia que las mediciones no tienen la suficiente resolución ni se dispone de una referencia espacial, lo que hace que integrar una señal de acelerómetros sea impreciso y no ofrezca información suficientemente fidedigna para lograr la aplicación de un método. No obstante, las señales resultantes cuya forma es convergente, dan cuenta de las fases del



**Figura 22. Temblor en personas con EP presente en el plano X-Z y del eje Y que actúa como el eje de rotación de dicho movimiento**

movimiento y encajan con un modelo de péndulo simple; desafortunadamente el método no funciona igual en todas las muestras.

En el aspecto de ingeniería electrónica e informática, el dispositivo permite captar señales de marcha con una frecuencia de muestreo suficiente para permitir el análisis de las dinámicas producidas por el movimiento de los brazos. Sin embargo, si bien se han encontrado diferencias significativas, aún se pueden mejorar los resultados, si se quiere hacer un ejercicio de clasificación, aumentando el grado de separación de los *clusters* de pacientes y controles en gráficos de dispersión, lo que es esencial para lograr una detección de anomalías sin errores.

Actualmente, con acelerómetros hay zonas de confusión visibles, donde se presentan traslapes. La inclusión de otros sensores, como un giroscopio, podría servir para lograr un menor traslape, porque estos sensores aportan una referencia inercial con la que se pueden mejorar las medidas de acelerómetros. El uso de sensores IMU (*Inertial Measurement Units*) es una posibilidad de trabajo futuro al respecto porque ellos están provistos, no sólo de acelerómetros, sino de giroscopios y magnetómetros, capaces de medir la aceleración, la velocidad y el ángulo y la dirección del movimiento. Existen antecedentes que señalan que el uso de las lecturas combinadas de los tres sensores, permite sincronizar, corregir y calcular las medidas de cada sensor por separado, lo que mejora considerablemente la precisión en la medición [60]. En 2008 Giladi y Nieuwboer [61] desarrollaron zapatos provistos de acelerómetros ubicados en los talones y evaluaron el congelamiento de la marcha (FoG, *Freezing of Gait*), un fenómeno que se caracteriza por la ausencia breve, episódica, o por la reducción marcada del movimiento de los pies a pesar de la intención de caminar en pacientes con Parkinson [62]; y en 2018, Prateek, Skog, McNeely, Duncan, Earhart, y Nehorai [63] replicaron ese experimento, pero incluyendo un giroscopio en cada zapato. Al comparar los resultados de ambos, los resultados del segundo indican una mejora general en la detección del número de eventos de FoG (72.41 % vs 56.68%) y una disminución, a un tercio) de la tasa de falsas alarmas, mejora que fue posible por la inclusión del giroscopio. En otro caso, Sugiarto, Lin, Chang, y Hsu [60] compararon un dispositivo portátil basado en IMU (el Trigno™ IM Sensor de Delsys Inc.) ubicado en la quinta vértebra lumbar, con un sistema de captura de movimiento Qualisys provisto de marcadores retrorreflectantes colocados en los segmentos bilaterales de los miembros inferiores y usaron dos plataformas de fuerza de

AMTI y una de Kistler. Calcularon y compararon diecinueve parámetros de la marcha usando el dispositivo portátil y el sistema de análisis de movimiento y obtuvieron resultados que mostraron que una diferencia absoluta media mínima entre los dos sistemas: el valor más alto de la diferencia absoluta media fue de 0,01 s. En vista de lo anterior se propone como trabajo futuro desarrollar un prototipo vestible, basado en IMU, y evaluar su desempeño en el análisis de marcha. Por otra parte, durante el desarrollo del proyecto surgió la idea de usar acelerómetros adheridos en las manos para hacer pruebas de espiral de Arquímedes, dada la sensibilidad de estos sensores, prueba que se podría hacer para caracterizar y analizar el temblor en pacientes de EP.

Resumiendo, en términos de innovación, el prototipo de pulsera desarrollado aprovecha las características de portabilidad y conectividad disponibles en los teléfonos inteligentes personales al establecer una arquitectura de comunicación que los utiliza como nodos intermedios en el camino a la nube, desde donde los datos capturados son visibles para cualquier software de análisis. Cabe señalar que la arquitectura propuesta es escalable, con un diseño orientado a servicios basados en la web, lo que implica que los dispositivos pueden adquirir muestras en un entorno diario.

Por otro lado, aunque la mayoría de los estudios utiliza dos acelerómetros para caracterizar los movimientos de las extremidades –lo que implica que el uso de dispositivos comerciales es limitado y que la implementación de técnicas de procesamiento de señales es más compleja–, usando uno solo fue posible obtener variables que permiten diferenciar entre pacientes con EP y controles: regularidad del giro del brazo, energía y dimensión fractal. En el futuro, la simplificación del método de captura de señal permitirá el uso de dispositivos comerciales integrados en esta arquitectura basada en la nube.

No obstante, aunque se han identificado diferencias significativas, se necesita una muestra más grande para confirmar los hallazgos. Adicionalmente teniendo medidas de aceleración con una referencia inercial como la que puede dar un sensor de posición como el giroscopio puede llegar a mejorar los resultados. Para mayor detalle de lo dicho en este documento se puede consultar [64].

## REFERENCIAS

- [1] A.M. Stranahan y M.P. Mattson, «Recruiting adaptive cellular stress responses for successful brain ageing.» *Nat Rev Neurosci*, vol. 13, no. 3, pp. 209–216, 2012.

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

- [2] R.D. Seidler, J.A. Bernard, T.B. Burutolu, B.W. Fling, M.T. Gordon, J.T. Gwin, Y. Kwak, y D.B. Lippas, «Motor control and aging: links to age-related brain structural, functional, and biochemical effects,» *Neurosci Biobehav Rev.*, vol. 34, no. 5, pp. 721–733, 2010
- [3] H.H. Fernandez, «Update on Parkinson disease,» *Cleve Clin J Med.*, vol. 82, no. 9, pp. 563–568, 2015.
- [4] T. Ellis, J.T. Cavanaugh, G.M. Earhart, M.P. Ford, K.B. Foreman, y L.E. Dibble, «Which measures of physical function and motor impairment best predict quality of life in Parkinson's disease?,» *Parkinsonism Relat Disord.*, vol. 17, no. 9, pp. 693–697, 2011.
- [5] G. Frazzitta, G. Pezzoli, G. Bertotti, y R. Maestri, «Asymmetry and freezing of gait in parkinsonian patients,» *J Neurol.*, vol. 260, no. 1, pp. 71–76, 2013
- [6] Y. Barak, R.C. Wagenaar, y K.G. Holt, «Gait characteristics of elderly people with a history of falls: a dynamic approach, » *Phys Ther.*, vol. 86, no. 11, pp. 1501–1510, 2006.
- [7] A.F. Ambrose, G. Paul, J.M. Hausdorff, «Risk factors for falls among older adults: A review of the literature,» *Maturitas*, vol. 75, no. 1, pp. 51–61, 2013.
- [8] Haro, D. M. (2014). Laboratorio de análisis de marcha y movimiento. Revista Médica Clínica Las Condes, 25(2), 237-247.
- [9] D. Jarchi, J. Pope, T.K. Lee, L. Tamjidi, A. Mirzaei, y S. Sanei, «A review on scelerometry based gait analysis and emerging clinical applications», *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 11, pp. 177-194, 2018.
- [10] G. Becker, A. Müller, S. Braune, T. Büttner, R. Benecke, W. Greulich, W. Klein, G. Mark, J. Rieke, y R. Thümler, «Early diagnosis of Parkinson's disease,» *J Neurol.*, vol. 249, Suppl 3:III, pp. 40-48, 2002.
- [11] A.J. Noyce, A.J. Lees, A-E. Schrag, «The prediagnostic phase of Parkinson's disease,» *J Neurol Neurosurg Psychiatry*, vol. 87, no. 8, pp. 871–878, 2016.
- [12] A.J. Lees, «When did Ray Kennedy's Parkinson's disease begin?,» *Mov Disord Off J Mov Disord Soc.*, vol. 7, no. 2, pp. 110–116, 1992.
- [13] S. Schneider, L. Drude, M. Kasten, C. Klein, y J. Hagenah, «A study of subtle motor signs in early Parkinson's disease,» *Mov Disord Off J Mov Disord Soc.*, vol. 27, no. 12, pp. 1563–1566, 2012.
- [14] A. Zijlstra, J.H. Goosen, C.C. Verheyen, y W. Zijlstra, «A body-fixed-sensor based analysis of compensatory trunk movements during unconstrained walking,» *Gait & posture*, vol. 27, no. 1, pp. 164-167, 2008.
- [15] K. Takakusaki, «Neurophysiology of gait: From the spinal cord to the frontal lobe,» *Mov Disord Off J Mov Disord Soc.*, vol. 28, no. 11, pp. 1483–9141, 2013.
- [16] J.M. Hausdorff, «Gait dynamics, fractals and falls: finding meaning in the stride-tostride fluctuations of human walking,» *Hum Mov Sci.*, vol. 26, no. 4, pp. 555–589, 2007.
- [17] F.M. Walshe, «Contributions of John Hughlings Jackson to neurology: A brief introduction to his teachings,» *Arch Neurol.*, vol. 5, pp. 119–131, 1961.

- [18] J.G. Nutt, «Higher-level gait disorders: An open frontier,» *Mov Disord Off J Mov Disord Soc.*, vol. 28, no. 11, pp. 1560–1565, 2013.
- [19] M. Hoskovicová, P. Dušek, T. Sieger, H. Brožová, K. Zárubová, O. Bezdíček, O. Šprdlík, R. Jech, J. Štochl, J. Roth, y E. Ružicka, «Predicting falls in Parkinson disease: What is the value of instrumented testing in off medication state?,» *PLoS One*, vol. 10, no. 10, e0139849, 2015.
- [20] M.S. Bryant, D.H. Rintala, J.G. Hou, R.L. Collins, y E.J. Protas, «Gait variability in Parkinson's disease: Levodopa and walking direction,» *Acta Neurol Scand.*, vol. 134, no. 1, pp. 83–86, 2016.
- [21] M. Galli, V. Cimolin, M.F. De Pandis, M.H. Schwartz, y G. Albertini, «Use of the Gait Deviation index for the evaluation of patients with Parkinson's disease,» *J Mot Behav.*, vol. 44, no. 3, pp. 161–167, 2012.
- [22] W. Maetzler y J.M. Hausdorff, «Motor signs in the prodromal phase of Parkinson's disease,» *Mov Disord Off J Mov Disord Soc.*, vol. 27, no. 5, pp. 627–633, 2012.
- [23] G.W. Ross, R.D. Abbott, H. Petrovitch, C.M. Tanner y L.R. White, «Pre-motor features of Parkinson's disease: The Honolulu-Asia Aging Study experience,» *Parkinsonism Relat Disord.*, vol. 18, Suppl. 1, pp. S199–202, 2012.
- [24] A. Siderowf y M.B. Stern, «Premotor Parkinson's disease: Clinical features, detection, and prospects for treatment,» *Ann Neurol.*, vol. 64, Suppl. 2, pp. S139–147, 2008.
- [25] L.M. Shulman, L.I. Katzel, F.M. Ivey, J.D. Sorkin, K. Favors, K.E. Anderson, B.A. Smith, S.G. Reich, W.J. Weiner, y R.F. Macko, «Randomized clinical trial of 3 types of physical exercise for patients with Parkinson disease,» *JAMA Neurol.*, vol. 70, no. 2, pp. 183–190, 2013.
- [26] G. Ebersbach, C. Moreau, F. Gandor, L. Defebvre, y D. Devos, «Clinical syndromes: Parkinsonian gait,» *Mov Disord Off J Mov Disord Soc.*, vol. 28, no. 11, pp. 1552–1559, 2013.
- [27] M.E. Morris, F. Huxham, J. McGinley, K. Dodd, y R. Ianse, «The biomechanics and motor control of gait in Parkinson disease,» *Clin Biomech Bristol Avon.*, vol. 16, no. 6, pp. 459–470, 2001.
- [28] M.E. Morris, R. Ianse, T.A. Matyas, y J.J. Summers, «The pathogenesis of gait hypokinesia in Parkinson's disease,» *Brain J Neurol.*, vol. 117, Pt. 5, pp. 1169–1181, 1994.
- [29] L. Rochester, B. Galna, S. Lord, y D. Burn, «The nature of dual-task interference during gait in incident Parkinson's disease,» *Neuroscience*, vol. 18, no. 265, pp. 83–94, 2014.
- [30] G. Yogev, N. Giladi, C. Peretz, S. Springer, E.S. Simon, y J.M. Hausdorff, «Dual tasking, gait rhythmicity, and Parkinson's disease: Which aspects of gait are attention demanding?,» *Eur J Neurosci.*, vol. 22, no. 5, pp. 1248–1256, 2005.
- [31] J.M. Hausdorff, J. Balash, y N. Giladi, «Effects of cognitive challenge on gait variability in patients with Parkinson's disease,» *J Geriatr Psychiatry Neurol.*, vol. 16, no. 1, pp. 53–58, 2003.

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

- [32] J.M. Hausdorff, J.D. Schaafsma, Y. Balash, A.L. Bartels, T. Gurevich, y N. Giladi, «Impaired regulation of stride variability in Parkinson's disease subjects with freezing of gait,» *Exp Brain Res.*, vol. 149, no. 2, pp. 187–194, 2003.
- [33] M.D. Lewek, J. Poole, R. Johnson, O. Halawa, y X. Huang, «Arm swing magnitude and asymmetry during gait in the early stages of Parkinson's disease,» *Gait Posture*, vol. 31, no. 2, pp. 256–260, 2010.
- [34] A. Mirelman, H. Bernad, A. Thaler, E. Giladi, T. Gurevich, M. Gana, R. Saunders, D. Raymond, N. Doan, S. Bressman, K. Marder, R. Alcalay, A. Rao, D. Berg, K. Brockmann, J. Aasly, B. Waro, E. Tolosa, D. Vilas, C. Pont, A. Orr, J. Hausdorff, y N. Giladi, «Arm swing as a potential new prodromal marker of Parkinson's disease,» *Mov Disord Off J Mov Disord Soc.*, vol. 31, no. 10, pp. 1527–1534, 2016.
- [35] V. Dietz, K. Fouad, y C. Bastiaanse, «Neuronal coordination of arm and leg movements during human locomotion,» *Eur J Neurosci.*, vol. 14, no. 11, pp. 1906–1914, 2001.
- [36] X. Huang, J.M. Mahoney, M.M. Lewis, G. Du, S.J. Piazza, y J.P. Cusumano, «Both coordination and symmetry of arm swing are reduced in Parkinson's disease,» *Gait Posture*, vol. 35, no. 3, pp. 373–377, 2012.
- [37] N.W. Sterling, J.P. Cusumano, N. Shaham, S.J. Piazza, G. Liu, L. Kong, G. Du, M. Lewis, y X. Huang, «Dopaminergic modulation of arm swing during gait among Parkinson's disease patients,» *J Park Dis.*, vol. 5, no. 1, pp. 141–150, 2015.
- [38] P. Meyns, S.M. Bruijn, y J. Duysens, «The how and why of arm swing during human walking,» *Gait Posture*, vol. 38, no. 4, pp. 555–562, 2013.
- [39] W. Braune y O. Fischer, «Der gang des Menschen. I theil [The gait of humans. Part 1],» *Abh K Sachs Ges Wiss Math-Phys.*, vol. 21, no. 153, 1895.
- [40] M.I. Ballesteros, F. Buchthal y P. Rosenfalck, «The pattern of muscular activity during the arm swing of natural walking,» *Acta Physiol Scand*, vol. 63, pp. 296–310, 1965.
- [41] M. Goudriaan, I. Jonkers, J.H. van Dieen, y S.M. Bruijn, «Arm swing in human walking: what is their drive?» *Gait Posture*, vol. 40, no. 2, pp. 321–326, 2014.
- [42] R. LeMoyné, T. Mastroianni, y W. Grundfest, «Wireless accelerometer configuration for monitoring Parkinson's disease hand tremor,» *Advances in Parkinson's Disease*, vol. 2, no. 2, p. 62, 2013.
- [43] E. Abdulhay, N. Arunkumar, K. Narasimhan, E. Vellaiappan, y V. Venkatraman, «Gait and tremor investigation using machine learning techniques for the diagnosis of Parkinson disease,» *Futur Gener Comput Syst*, vol. 83, pp. 366–373, 2018.
- [44] N.E. Piro, L.K. Piro, J. Kassubek, y R.A. Blechschmidt-Trapp, «Analysis and visualization of 3D motion data for UPDRS rating of patients with Parkinson's disease,» *Sensors*, vol. 16, no. 6, p. 930, 2016.
- [45] R.J. Elble, «Gravitational artifact in accelerometric measurements of tremor,» *Clinical Neurophysiology*, vol. 116, n. 7, pp. 1638–1643, 2005.

- [46] K. Liu, T. Liu, K. Shibata, Y. Inoue, y R. Zheng, «Novel approach to ambulatory assessment of human segmental orientation on a wearable sensor system,» *Journal of Biomechanics*, vol. 42, no. 16, pp. 2747-2752, 2009..
- [47] H. Dejnabadi, B. Jolles, E. Casanova, P. Fua, y K. Aminian, «Estimation and visualization of sagittal kinematics of lower limbs orientation using body-fixed sensors,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, pp. 1385-1393, 2006.
- [48] H.J. Luinge y P.H. Veltink, «Measuring orientation of human body segments using miniature gyroscopes and accelerometers,» *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 43, no. 2, pp. 273-282, 2005.
- [49] J. Klucken, J. Barth, P. Kugler, J. Schlachetzki, T. Henze, F. Marxreiter, Z. Kohl, R. Steidl, J. Hornegger, B. Eskofier, y J. Winkler, «Unbiased and mobile gait analysis detects motor impairment in Parkinson's disease,» *PloS One*, vol. 8, no. 2, e56956, 2013.
- [50] A. Salarian, H. Russmann, F. Vingerhoets, C. Dehollain, Y. Blanc, P. Burkhard, y K. Aminian, «Gait assessment in Parkinson's disease: toward an ambulatory system for long-term monitoring,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 8, pp. 1434-1443, 2004.
- [51] K. Aminian, B. Najafi, C. Büla, P.F. Leyvraz, y P. Robert, «Spatio-temporal parameters of gait measured by an ambulatory system using miniature gyroscopes,» *Journal of Biomechanics*, vol. 35, no. 5, pp. 689-699, 2002.
- [52] K. Tong y M.H. Granat, «A practical gait analysis system using gyroscopes,» *Medical Engineering & Physics*, vol. 21, no. 2, pp. 87-94, 1999.
- [53] S. Barrantes, A. Sánchez, H. González, M.J. Martí, Y. Compta, F. Valdeoriola, E. Simo, E. Tolosa, y J. Valls-Solè, «Differential diagnosis between Parkinson's disease and essential tremor using the smartphone's accelerometer,» *PloS One*, vol. 12, no. 8, e0183843, 2017.
- [54] S. Preece, J.Y. Goulermas, L.P. Kenney, y D. Howard, «A comparison of feature extraction methods for the classification of dynamic activities from accelerometer data,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 56, pp. 871-879, 2009.
- [55] C.C Yang, Y.L. Hsu, K.S., Shih, y J.M. Lu, «Real-time gait cycle parameter recognition using a wearable accelerometry system,» *Sensors*, vol. 11, no. 8, pp. 7314-7326, 2011
- [56] M. Sekine, T. Tamura, M. Akay, T. Fujimoto, T. Togawa, y Y. Fukui, «Discrimination of walking patterns using wavelet-based fractal analysis,» *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 10, no. 3, pp. 188-196, 2002.
- [57] O. Smirg, O. Liberda, y Z. Smekal, «Segmentation and creating 3D model of temporomandibular condyle,» in *2015 38th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*, pp. 729-734.
- [58] E. Kreyszig, *Advanced engineering mathematics*, Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2007.
- [59] R. Moe-Nilssen y J.L. Helbostad, «Estimation of gait cycle characteristics by trunk accelerometry,» *Journal of Biomechanics*, vol. 37, no. 1, pp. 121-126, 2004.

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

- [60] T. Sugiarto, Y. Lin, C. Chang, y W. Hsu, «Gait analysis based on an inertial measurement unit sensor: Validation of spatiotemporal parameters calculation in healthy young and older adults,» In *System Integration (SII), 2017 IEEE/SICE International Symposium on*, pp. 517-522.
- [61] N. Giladi y A. Nieuwboer, «Understanding and treating freezing of gait in parkinsonism, proposed working definition, and setting the stage,» *Movement Disorders*, vol. 23, no. S2, pp. S423–S425, 2008.
- [62] S.T. Moore, H.G. MacDougall, y W.G. Ondo, «Ambulatory monitoring of freezing of gait in Parkinson's disease,» *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 167, no. 2, pp. 340–348, 2008.
- [63] G.V. Prateek, I. Skog, M.E. McNeely, R.P. Duncan, G.M. Earhart, y A. Nehorai, «Modeling, detecting, and tracking freezing of gait in Parkinson disease using inertial sensors,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 65, no. 10, pp. 2152-2161, 2018.
- [64] D. Rincón, «Sistema de detección sensado de balanceo de brazos en pacientes diagnosticados con enfermedad de Parkinson,» tesis de maestría, Universidad Icesi, Cali, Colombia, 2019.

# **Técnicas de análisis de señales para el uso de e-Motion en el diagnóstico y seguimiento de la enfermedad de Parkinson**

Yor Jaggy Castaño Pino, MSc.

Andrés Navarro Cadavid, Ph.D.

Universidad Icesi, Cali-Colombia



---

## RESUMEN

---

Temblor, rigidez en las extremidades y desordenes de la marcha y en la postura corporal son síntomas reconocidos de la enfermedad de Parkinson. Si bien existen escalas universales para medir su nivel, su forma de aplicación – primordialmente por observación directa de un neurólogo experto sin el uso de aparatos–, puede ofrecer respuestas diferentes para un mismo paciente. Si bien existen sofisticados laboratorios de marcha que permiten recolectar información y arrojan mediciones objetivas útiles para evitar la variabilidad en el diagnóstico, su uso en el consultorio no es posible. Además, por cuestiones de costo y carga tecnológica, buena parte de las instalaciones de salud no cuenta con ellos. Como alternativa se han desarrollado herramientas de menor complejidad y costo, pero igualmente precisas, tales como e-Motion, un sistema que utiliza una cámara RGBD –en este caso la de Kinect®– para capturar información de las articulaciones del cuerpo humano, establecer su posición y obtener datos de tiempo y distancia tan precisos como los obtenidos en un laboratorio de marcha. Sin embargo, para ser una herramienta útil, e-Motion requiere de técnicas de análisis que permitan transformar la información obtenida por él en valores objetivos que puedan ser usados en el contexto clínico, por ello, este proyecto se dirigió a proveer técnicas de análisis de señales de marcha y balanceo de los brazos, así como a generar algoritmos de procesamiento que pudieran ser incluidos en los análisis de pacientes usando e-Motion, sus resultados permiten que este sistema sea una alternativa real, capaz de complementar de manera válida, objetiva y replicable, el criterio del neurólogo durante el diagnóstico de esta enfermedad.

### INTRODUCCIÓN

Parkinson es la segunda enfermedad neurodegenerativa más común en el mundo. Se caracteriza por generar temblores, rigidez en las extremidades y desorden en la marcha y en la postura corporal. Su valoración se hace con base en escalas estandarizadas, como la Unified Parkinson's Disease Rating Scale (UPDRS), definida y recientemente actualizada por la Sociedad de Trastornos del Movimiento (MDS, Movement Disorders Society)[1].

La evaluación de las capacidades motoras es realizada por expertos en neurología, ellos, mediante observación directa, sin ayudas, evalúan variables motoras relacionadas con la postura, la marcha y el balanceo de los brazos, y a partir de ahí –considerando las citadas escalas–, emiten un diagnóstico acerca de la presencia y el estadio clínico de la Enfermedad de Parkinson (EP). Esta valoración, al depender del “ojo” y el criterio del experto, es susceptible de presentar una alta variabilidad inter e intrasujeto, e inter e intraobservador.

En los últimos años han surgido herramientas comerciales, basadas en las Tecnológicas de la Información y las Comunicaciones (TIC), denominadas laboratorios de marcha [2], que permiten recolectar información precisa y objetiva acerca de la marcha, la postura y el balanceo de los brazos de las personas, que le permite a los expertos realizar diagnósticos con mayor uniformidad y precisión. Estas herramientas, sin embargo, debido a sus requerimientos de espacio y personal técnico y a lo elevado de su costo, no son accesibles para la mayor parte de expertos y pacientes.

Como respuesta a la problemática citada, la comunidad de investigadores ha desarrollado nuevas herramientas basadas en TIC para ser usadas en escenarios cotidianos para el paciente y el experto clínico. Como parte de este esfuerzo, el grupo de investigación i2t de la Universidad Icesi desarrolló e-Motion, un sistema de captura de movimientos que usa una cámara RGB-D (Kinect®) para adquirir información de los movimientos de las articulaciones del cuerpo humano y así establecer la posición de las articulaciones y obtener datos de tiempo y distancia, tan precisos como los que consigue un laboratorio de marcha [3].

Para que sus resultados sean comparables con los que se obtienen con un laboratorio de marcha, e-Motion requiere de técnicas de análisis que permitan transformar la información obtenida en variables o valores objetivos útiles como apoyo al diagnóstico en un contexto clínico. Es necesario entonces desarrollar estas técnicas de análisis para integrarlas al e-Motion, para así poder contar

con un sistema de bajo costo, fácil de usar, válido, objetivo y replicable, con menores restricciones que los sistemas comerciales, que apoye y complemente el diagnóstico clínico de personas con EP.

Dada la reducida aplicabilidad de las pruebas y técnicas exploradas hasta el momento –producto de su complejidad–, la variedad de utilidades de este tipo de sistemas, la alta complejidad de los laboratorios de captura de movimiento y la gran complejidad y el elevado número de restricciones de los experimentos actuales para medir variables espaciotemporales en personas con EP, es pertinente y relevante definir y caracterizar nuevos métodos de análisis de señales que permitan generar variables espaciotemporales: válidas, como las obtenidos por los médicos evaluadores; objetivas, que dependan de factores altamente relacionados con el paciente y no con criterios subjetivos del médico evaluador; y replicables, que permitan validar dichos resultados en evaluaciones futuras realizadas con las mismas técnicas. En consecuencia, se definió como objetivo del proyecto: “Implementar y validar técnicas de análisis de señales que permitan caracterizar la marcha y el balanceo de los brazos que sean útiles como complemento en el diagnóstico clínico de pacientes con EP usando e-Motion”, y como objetivos intermedios:

- definir y caracterizar las variables espaciotemporales que son de interés para la evaluación y el diagnóstico clínico de personas con EP, según el criterio de un grupo de expertos clínicos;
- diseñar al menos dos módulos software que permitan obtener las variables espaciotemporales definidas en el objetivo anterior;
- implementar algoritmos basados en los módulos diseñados, que permitan el análisis semiautomatizado de variables de marcha y balanceo de brazos en personas con EP; y
- validar los resultados y su relevancia clínica en un grupo de participantes formado por pacientes y controles.

## **MARCO TEÓRICO Y CONTEXTO**

### **PROCESAMIENTO DE SEÑALES Y MEDICIÓN OBJETIVA**

Según Deergha-Rao y Swamy [4], el Procesamiento Digital de Señales (PDS) es un conjunto de técnicas que permite representar matemáticamente la

información como señales, para posteriormente aplicar modelos matemáticos o algoritmos que permitan extraer información relevante que pueda ser visible en la señal original o en un dominio transformado. Estas representaciones matemáticas, conocidas como señales, son cantidades físicas que varían respecto de una o más variables independientes, como el tiempo y el espacio; son una representación del mundo físico, de fenómenos como las vibraciones sísmicas, los voltajes generados por el corazón y el cerebro, los satélites GPS y la genética humana.

El PDS ha sido ampliamente usado en diferentes campos del conocimiento, como en el procesamiento del habla, las telecomunicaciones, la biomédica, los dispositivos de producción musical, la sismología, el procesamiento de imágenes, la navegación y el procesamiento de señales genómicas. En biomédica, en particular, se han utilizado técnicas como la transformada de Fourier, el análisis espectral y la reducción de ruido para extraer información relevante y generar mayor entendimiento y comprensión de los fenómenos clínicos [4].

Teniendo en cuenta su capacidad de transformar y obtener información sobre señales biomédicas, recientemente se han desarrollado aplicaciones enfocadas en la comprensión de enfermedades que reducen las capacidades motoras de las personas, como es el caso de las neurodegenerativas. Este fuerte interés está motivado por expertos clínicos, cuyo trabajo consiste en evaluar pacientes con afecciones en sus capacidades motoras –marcha y balanceo de los brazos–, que son determinantes en el diagnóstico y seguimiento de la EP, la esclerosis múltiple y la enfermedad de cuerpos de Lewy, entre otras [5].

El diagnóstico de la EP tiene una relativa alta complejidad, sus síntomas no siempre se repiten de persona a persona y algunos, por ser similares a los de otras enfermedades neurodegenerativas, pueden ocasionar errores de diagnóstico. Además, el acceso a métodos más sofisticados, como las tomografías computarizadas, las imágenes de resonancia magnética y el DaTScan (una prueba para visualizar los transportadores de dopamina en imágenes del cerebro, mediante radio farmacéuticos visibles con cámaras gama) [6], es difícil.

La ausencia de un método definitivo para el diagnóstico clínico de la EP resalta la importancia de contribuir al desarrollo de potenciales métodos. Una posibilidad para su construcción es la detección de alteraciones motoras, uno de los principales síntomas de la enfermedad, presente en todas sus etapas, incluso en estadios tempranos [7]-[10], que se refleja en la lentificación de los movimientos (bradicinesia), la presencia de temblor en reposo y la pérdida de

equilibrio, aspectos que dificultan la cotidianidad de las personas, incrementan el riesgo de caídas y hacen compleja la realización de tareas que requieren algo de precisión manual [7], [11], [12].

Las alteraciones motoras más útiles para el diagnóstico oportuno de la EP son las que se producen en la marcha, de ahí la importancia de su análisis, sin embargo, algunas de ellas, como la lentificación y los pasos cortos son inespecíficas y pueden estar relacionados con aspectos como la edad, los trastornos depresivos y otras condiciones. Por esto, el análisis de la marcha debe complementarse con otros, como el análisis del balanceo de los brazos, ya que las alteraciones en él son típicas de esta enfermedad y pueden aparecer en sus etapas tempranas [7]-[9].

En la actualidad, el diagnóstico de la EP realizado por expertos clínicos se apoya en el uso de sofisticados laboratorios de marcha [13], sistemas de captura de video con múltiples cámaras que, mediante el uso de trajes con marcadores, permiten el seguimiento de las articulaciones para medir la marcha y el balanceo de los brazos. Si bien estos sistemas aportan variables válidas, objetivas y replicables, implican una inversión alta y un costo de medición elevado, y requieren de un “espacio de captura” mucho mayor del que disponen los expertos clínicos para realizar evaluaciones visuales. En el caso de la marcha, estos sistemas especializados permiten obtener variables que dependen de la distancia y el tiempo recorridos por el paciente, denominadas variables espaciotemporales [14]; en el caso del balanceo de los brazos, se generan variables que miden la distancia recorrida por los brazos –y el tiempo que toma ese recorrido–, de donde se obtiene como resultado la velocidad de cada brazo mientras el paciente camina y se puede generar la variable denominada asimetría del balanceo, la cual refleja la diferencia porcentual de movimiento entre ambos brazos [9].

## **LA ENFERMEDAD DE PARKINSON**

El envejecimiento está asociado con numerosos problemas fisiológicos que afectan el cerebro, algunos de ellos, como el deterioro cognitivo y las afecciones motoras, tienen un impacto importante en el Sistema Nervioso Central (SNC) [15]. Estas afecciones se deben a múltiples factores e involucran no solo al SNC, sino también a los receptores sensoriales, los músculos y los nervios periféricos [16]. Comorbilidades, como la EP, pueden generar un deterioro de mayor impacto en las habilidades motoras de los ancianos afectados.

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

La EP, como se dijo, es una enfermedad neurodegenerativa que afecta principalmente a personas mayores de 60 años, que se caracteriza por una pérdida neuronal en varias áreas y núcleos cerebrales, pero particularmente en la pérdida de la sustancia negra, lo que puede conducir inicialmente a alteraciones motoras y trastornos cognitivos tardíos que pueden comprometer la autonomía del paciente y hacerlo dependiente de la ayuda de un tercero (un cuidador) [17].

Las alteraciones mencionadas incluyen algunas asociadas con la caminata y el balanceo de los brazos. La marcha y sus características espaciotemporales se han analizado desde el renacimiento, en la actualidad su análisis es una herramienta muy útil para evaluación diagnóstica y la medición de la gravedad de la enfermedad, la respuesta al tratamiento, el impacto de las intervenciones terapéuticas y la predicción del riesgo de caída [18].

Aunque los estudios cuantitativos de la marcha generalmente se han centrado en las características de cada participante y en el promedio de pasos, ignorando las fluctuaciones paso a paso entre los sujetos, se ha demostrado que la magnitud de las fluctuaciones paso a paso y los cambios a lo largo del tiempo durante la marcha pueden ser útiles en: la comprensión del control motor de la marcha; la cuantificación de la patología y de las alteraciones relacionadas con la edad en el sistema de locomoción; y el aumento de la objetividad en la medición de la movilidad y el estado funcional [19].

Las alteraciones motoras son un punto clave en el diagnóstico de la EP, incluso en sus etapas tempranas. Sin embargo, como se explicó, la evaluación de la marcha puede no ser concluyente, porque los pasos lentos y cortos no son específicos y pueden estar relacionados con condiciones como la edad y los trastornos depresivos. Además, se debe tener en cuenta que cuando los pacientes cumplen con los criterios motores para el diagnóstico de la EP, aproximadamente el 70% de las neuronas de la sustancia nigra se ha degenerado y la concentración de dopamina del estriado se ha reducido en un 80% [20], lo que muestra que las manifestaciones motoras típicas de la EP aparecen cuando ya existe una neurodegeneración avanzada, muy tarde si se tiene en cuenta que existe una fase preclínica o prediagnóstica de la EP [21].

Las primeras etapas de la EP pueden comenzar de forma asimétrica y afectar predominantemente a las extremidades de un hemicuerpo, incluso afectar de manera diferencial a las extremidades superiores e inferiores [7], [9], [22]. Por

lo tanto, la asimetría en el movimiento de los brazos puede ser una oportunidad para un diagnóstico más temprano de EP, incluso en su etapa de prediagnóstico [8], [9], [22]-[24].

Balancear los brazos durante la marcha tiene como objetivo minimizar el momento angular del cuerpo alrededor del eje vertical [25], sin embargo, todavía existe controversia sobre si desempeña un papel en la estabilidad de la marcha. La coordinación de las extremidades inferiores y superiores en la marcha es un fenómeno complejo que aún no se ha dilucidado por completo e involucra circuitos cerebrales que aún no se conocen.

La idea de que el movimiento de los brazos es pasivo –como el de un péndulo, debido a la inercia– y no implica contracción muscular [26], muy establecida hasta fines del siglo XIX, fue desestimada inicialmente por Braune y Fischer [27] en 1889. Ellos, al analizar la marcha en un estudio, postularon que este movimiento debería presentar cierta actividad muscular. Su afirmación fue sustentada en 1965 por Ballesteros, Buchthal y Rosenfalck, quienes usando electromiografía de superficie demostraron que hay un componente muscular activo involucrado y que ello implica un nivel de control ejercido por estructuras neurales superiores [28]. En 2017, Eltoukhy, Kuenze, Oh, Jacopetti, Wooten y Signorile [29] mostraron que la amplitud del balanceo de los brazos está parcialmente mediada por la actividad muscular, pues al reducirla, la amplitud del balanceo de los brazos disminuye notablemente en función del componente pasivo. En estas tres investigaciones se demuestra que la oscilación del brazo depende parcialmente del sistema nervioso central, por lo tanto, se puede medir para observar, por ejemplo, alteraciones que se correlacionan con la presencia o ausencia de la EP.

La principal causa de la discapacidad en el mundo son los trastornos neurológicos, de ellos la EP muestra el más acelerado crecimiento. En los últimos 25 años, la prevalencia de EP duplica al Alzheimer y genera el doble de casos de discapacidad y muerte. En 2016, 6,1 millones de personas en el mundo tenían EP [30]. En Colombia, la información al respecto es escasa, solo se cuenta con dos referentes: el Estudio neuro-epidemiológico nacional de 2003, realizado por Pradilla, Vesga y León, quienes reportan una prevalencia de esta enfermedad de 4,7 por cada 1.000 habitantes a nivel nacional [31]; y la investigación de Sánchez, Buriticá, Pineda, Uribe y Palacio [32], realizada en el departamento de Antioquia en 2004, que muestra una prevalencia significativamente menor, con solo 30.7 por cada 100.000 habitantes, diferencia

que los autores atribuyen a una variación entre regiones. De estos estudios, por su antigüedad y por las marcadas diferencias en sus resultados, solo es posible afirmar que no existen datos certeros que midan el impacto de esta patología en el país.

### ESTADO DEL ARTE

Para su construcción se revisaron trabajos enfocados en la captura y el análisis de información biomédica usando técnicas de PDS. Inicialmente el trabajo se enfocó en las principales fuentes de captura de información, con el fin de conocer las herramientas usadas para la captura y los tipos de señales que generan estas herramientas; luego, el trabajo continuó con la revisión del uso de técnicas de PDS en la obtención de variables clínicas.

Las tecnologías que apoyan al análisis del movimiento humano han avanzado significativamente en las últimas tres décadas, sin embargo, aunque se consideran clínicamente útiles, el acceso a ellas y su aplicación son muy limitadas [33]. Si bien estos instrumentos pueden proporcionar datos cuantitativos precisos con respecto de las variables de la marcha, sus requerimientos en cuanto a tiempo, preparación de los pacientes, espacio y conocimientos técnicos, sumados a las limitaciones derivadas de su costo y accesibilidad, hacen que su implementación rutinaria, en entornos clínicos, sea difícil [34], [35].

Recientes estudios sobre análisis de marcha extraen información de señales biomédicas de diferentes medios: sensores inerciales –acelerómetros o giroscopios–, [36] cuyos resultados son una combinación de las aceleraciones rotacional, gravitacional y traslacional; plataformas de fuerza [13], [37], que miden la fuerza de reacción del piso (ground reaction force) y representan estos valores con señales de la fuerza y la dirección de la caminata; sistemas de cámaras RGB-D [3], [33]–[35], [38], que usan diferentes esquemas de medición de distancia, como sensores infrarrojos o visión estereoscópica, y permiten conocer la relación distancia-tiempo a la que se encuentra el objeto de medición; y plantillas inteligentes, dispositivos que se ubican dentro del zapato, como una plantilla convencional, y miden, al igual que las plataformas de fuerza, la fuerza y dirección de la caminata.

En el caso de los sensores inerciales, Nishiguchi et al., [36] evaluaron la validez y confiabilidad de usar el acelerómetro de los teléfonos celulares en el análisis de marcha. En dicho estudio se evaluaron treinta personas mediante una

aplicación móvil que calculaba parámetros de las señales de la marcha como: frecuencia pico, raíz cuadrada media, picos de auto correlación y coeficiente de varianza de los intervalos entre picos. El principal logro de su aplicación móvil es que permite establecer parámetros asociados a la marcha con un alto grado de precisión, en comparación con los acelerómetros dedicados.

Considerando la experiencia y avances del grupo de investigación i2t de la Universidad Icesi –donde se desarrolla la presente investigación–, con la incorporación de una cámara RGB-D (Kinect®) en el desarrollo de un sistema de detección de movimiento (el e-Motion) [39]-[40], es importante revisar su uso. Kinect® es una cámara de profundidad desarrollada para videojuegos, que utiliza sensores infrarrojos para detectar posiciones anatómicas en tres dimensiones y es capaz de analizar los movimientos de las extremidades y de la marcha [41]. Este dispositivo se ha propuesto como una solución a las limitaciones de la evaluación objetiva de la marcha y el balanceo, debido a su portabilidad, bajo costo, disponibilidad y facilidad de uso, tanto en la clínica, como en la investigación [42].

Diversos estudios clínicos favorecen el uso de Kinect al reportar una adecuada concordancia de su resultados con los que ofrecen laboratorios de análisis de movimiento y marcha en la evaluación de variables clínicas como: identificación de pasos [43]; control postural [44]; y velocidad, longitud del paso y ciclo de la marcha [34]. Adicionalmente, se ha reportado su contribución a la medición objetiva de la evolución de la enfermedad, mediante la evaluación de: la marcha, los movimientos de las extremidades superiores y la lentificación de los movimientos de los pacientes con EP [44].

En cuanto a las plataformas de fuerza y presión, de acuerdo con Muro-de-la-Herrán [13], estos dispositivos son ampliamente usados en zapatos o suelas inteligentes, y han demostrado una alta correlación con las medidas obtenidas en un laboratorio de marcha especializado.

En cuanto a las técnicas de PDS para la obtención de variables clínicas, es claro que la transformada Wavelet es una de las más utilizadas en el área biomédica. Su uso se reporta en: la compresión de señales biomédicas [45]; la clasificación y decodificación de electromiografías [45], [46]; el reconocimiento de patrones cardiacos [47]; la extracción y detección de características de los electrocardiogramas [47] y las fotoplefetismografías [48] y el diagnóstico de la epilepsia [49].

En su trabajo de revisión, Chau et al., [46] discuten acerca de las principales aplicaciones de la transformada wavelet e incluyen en ellas al suavizado y la discriminación de señales. Mencionan que, a pesar de la utilidad de la wavelet en la decodificación de señales de electromiografías, se necesitan más investigaciones en señales asociadas a otros dominios de información o fuentes de captura, y afirman que esta técnica puede ser usada en información relacionada con la marcha y la locomoción humana.

Las otras técnicas de PDS usadas son la transformada Hilbert [50], la transformada de Fourier y el análisis de picos [51], las cuales se usan según la señal y su forma de onda, para extraer variables clínicas de interés en diferentes campos médicos, como el estudio de electrocardiogramas y análisis de fotopletismografías.

## LA INVESTIGACIÓN

### VARIABLES ESPACIOTEMPORALES RELEVANTES

Las variables espaciotemporales permiten medir de forma objetiva la marcha y el balanceo de los brazos, lo que representa una oportunidad para complementar el diagnóstico de las personas con EP y reducir las diferencias intra e intersujeto e intra e interevaluador, propias de la evaluación subjetiva tradicional.

### HERRAMIENTAS DE MEDICIÓN EN EL MERCADO

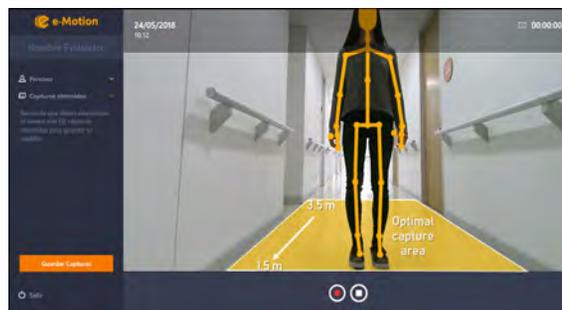
La evaluación de la marcha clínica realizada por médicos u otros profesionales de la salud utiliza pruebas, escalas o índices que evalúan variables clave, pero estos instrumentos de diagnóstico tienen una precisión muy baja, pues su aplicación, en la evaluación clínica, se basa en observaciones “a simple vista”, sin el apoyo de las mediciones detalladas que permitirían una valoración objetiva de la salud del paciente. Variables como la velocidad de la marcha y la cadencia o la longitud de zancada se evalúan de acuerdo con la parte III de la UPDRS, que usa una escala entre 0 y 4, donde 0 es normal y 4 severo, y el índice de marcha dinámico (DGI, *Dynamic Gait Index*), que usa una escala entre 0 y 3, donde 3 es normal y 0 es severo.

Recientemente han aparecido sistemas de complejidad media que ofrecen variables clínicas útiles, de bajo costo, con bajo tiempo de configuración, que

cumplen los requisitos para su uso en entornos clínicos, entre ellas: plantillas de fuerza [29], dispositivos vestibles (*wearables*) [52]-[54] y tecnologías que requieren dispositivos de visión por computadora o cámaras RGB-D (*Red, Green, Blue + Deep*), como el Kinect®. Aunque los sistemas que utilizan Kinect® para la captura de movimiento principal todavía se están probando en un contexto clínico, diferentes investigaciones que realizan análisis de la marcha muestran que este sensor, con el software adecuado, tiene la precisión necesaria para evaluar a los pacientes con EP [3], [29], [33], [35], [55]-57.

## E-MOTION

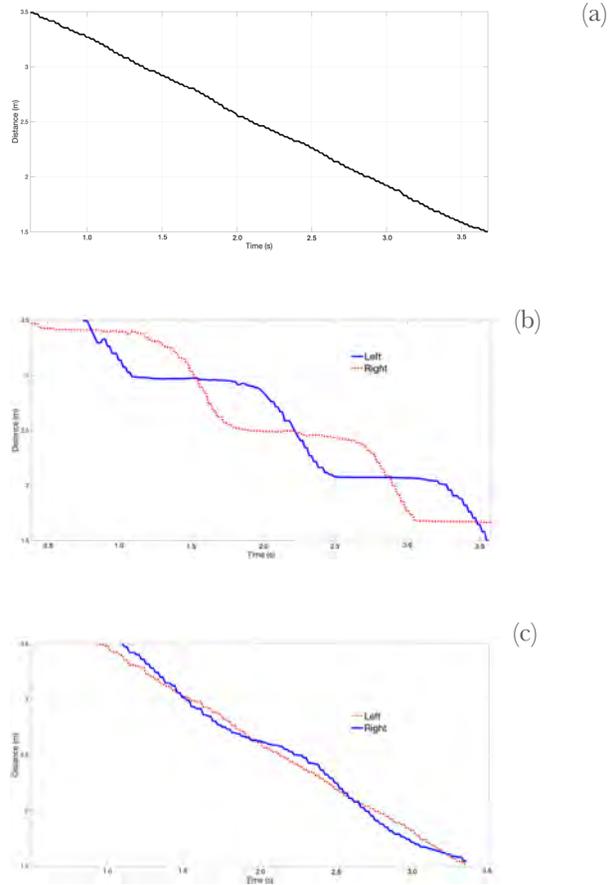
Aunque los expertos clínicos recomiendan como espacio de medición para las capturas de información de marcha un corredor de 1.5 metros de ancho por 4 metros de largo, ese valor se estandarizó en dos metros, atendiendo las limitaciones del instrumento de captura, que van desde 3.5 hasta 1.5 metros. Para obtener la distancia entre el Kinect® y el sujeto se utilizó el software e-Motion, el cual proporciona las distancias a cada articulación en metros. En la revisión preliminar [3], se obtuvieron resultados que sugieren que la trayectoria del tobillo es precisa para el seguimiento de la marcha. La configuración del espacio clínico se muestra en la FIGURA 1.



**Figura 1. Interfaz gráfica del software de Captura e-Motion en un contexto clínico**

Este software permite obtener una representación de la distancia entre la persona y el Kinect®, para cada articulación de interés, en cada instante de tiempo. La FIGURA 2 muestra una representación del movimiento de la base de la columna vertebral (a), los tobillos izquierdo y derecho (b), y las muñecas izquierda y derecha (c).

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería



**Figura 2. Señales obtenidas del Kinect: (a) movimiento de la base de la espina, (b) movimiento de los tobillos, y (c) movimiento de las muñecas**

El objetivo de este proyecto es estudiar y proponer métodos de procesamiento que permitan la obtención de variables espaciotemporales de la marcha (caminata y balanceo de los brazos). Estos métodos se aplicarán sobre las señales obtenidas de cámaras RGB-D (Kinect®) usadas por el grupo de investigación con la herramienta denominada e-Motion, la cual permite capturar la información de marcha asociada al movimiento de un paciente en un corredor de marcha.

Arango, Muñoz, Agredo, Ariza, Orozco y Navarro [3], y Castaño, Arango y Navarro [58] documentaron la posibilidad de obtener variables

espaciotemporales comparables a las de una herramienta de alto costo y demostraron cómo las variables generadas con un Kinect® son comparables y no tienen diferencias significativas al ser comparadas con las obtenidas en un laboratorio de marcha.

El patrón de marcha humana se puede cuantificar en términos del tiempo y de la distancia entre los momentos en que cada talón inicia un contacto con el suelo. El ciclo de la marcha se compone de dos fases: apoyo y balanceo, la fase de apoyo es el tiempo durante el cual un talón permanece en contacto con el suelo y la fase de balanceo es el tiempo durante el cual el mismo talón está fuera del suelo. Las fases de la marcha se utilizan para calcular medidas como la velocidad al caminar, la cadencia y la longitud de zancada, las cuales le permiten a los médicos caracterizar cuantitativamente las anomalías en la caminata causadas por la EP [59]-[61].

De acuerdo con lo descrito en este documento y en consenso con los expertos clínicos se determinaron las variables para ser generadas y evaluadas. Como se puede observar en la TABLA 1, las variables se agruparon en marcha y balanceo de los brazos, dependiendo de la parte del cuerpo a analizar: tobillos y muñecas, respectivamente.

**Tabla 1. e-Motion: variables para generación y evaluación**

| Grupo                  | Variable                             | Descripción  |
|------------------------|--------------------------------------|--|
| Marcha                 | Tiempo de apoyo                      | Segundos en que la articulación se encuentra en apoyo  |
|                        | Tiempo de balanceo                   | Segundos en los que la articulación se encuentra en balanceo.  |
|                        | Numero de pasos                      | Número total de balanceos  |
|                        | Duración de la prueba                | Segundos transcurridos entre el primer y el último esqueleto detectados, en un rango válido  |
|                        | Velocidad de marcha                  | Relación entre la distancia recorrida (metros) y la duración total de la prueba (segundos).  |
| Balanceo de los brazos | Magnitud del balanceo de los brazos  | Distancia (centímetros) que se desplaza la muñeca en el sentido antero-posterior, es decir desde el punto más adelante hasta el punto más atrás.                         |
|                        | Tiempo del balanceo de los brazos    | Segundos que toma completar un ciclo de balanceo (se cuenta desde el punto más adelante o más atrás hasta cuando el brazo vuelve a dicho punto).                         |
|                        | Velocidad del balanceo de los brazos | Razón entre la magnitud del balanceo de los brazos y el tiempo del ciclo de balanceo de los brazos, expresa la velocidad del movimiento del brazo (muñeca del paciente). |

### MÓDULOS DE PROCESAMIENTO Y GENERACIÓN DE VARIABLES

En primera instancia, se definieron como necesarios tres módulos de intervención para las señales de marcha capturadas: preprocesamiento, procesamiento de las señales de los tobillos [58], [62] y procesamiento de las señales de la muñeca [63]. Asimismo, se decidió generar las variables espaciotemporales para los tobillos y las muñecas en dos módulos diferentes porque las señales de diferentes articulaciones se comportan y reflejan fenómenos diferentes. Las técnicas mencionadas fueron implementadas usando Matlab 2017B como herramienta de programación. Sin embargo, para trabajos futuros, se considera la opción de desarrollar los módulos de procesamiento usando Python.

#### MÓDULO DE PREPROCESO

Este módulo se incluye porque no todas las señales obtenidas por e-Motion tienen las características necesarias para ser procesadas. En la TABLA 2 se presentan los submódulos que lo componen y una explicación de su rol.

**Tabla 2. Detalle del módulo de preproceso**

| Submódulo   | Lógica   | Tarea   |
|---|--|---|
| Lectura de datos  | Los datos generados por e-Motion se almacenan en un archivo JSON   | Leer cada uno de los archivos a procesar y genera un archivo compatible con Matlab para el posterior uso de los datos leídos. |
| Extracción de la caminata en un sentido dentro de un rango válido | No todas las señales contienen únicamente la información en el rango de 3.5 a 1.5 metros, algunas presentan más componentes de información asociados al error humano, provenientes del experto clínico al momento de tomar las capturas de marcha. | Esta tarea se propone con el ideal de extraer y disponer para su uso solo la información válida para procesar.                |
| Llenado de regiones   | Algunas señales presentan ausencia de información en algunos instantes de tiempo, lo cual no permite un correcto procesamiento de la información de marcha.  | Llenado de regiones sin datos mediante una técnica de interpolación polinomial.   |

#### MÓDULO DE PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES DE LOS TOBILLOS

Este módulo permite realizar una descomposición wavelet útil para: detectar las fases de la marcha; ajustar y corregir los errores en la detección de las fases; y generar variables de marcha ya definidas.

### USO DE TÉCNICAS WAVELET EN BIOMÉDICA

En el sector salud, el procesamiento de señales se ha utilizado para apoyar o complementar el diagnóstico de una amplia variedad de enfermedades. Suk y Kojima [64] usan técnicas de procesamiento de señales para limpiar y extraer información de las señales de voz para su reconocimiento, con el propósito de generar una herramienta que permita a las personas con discapacidad controlar, mediante su voz, múltiples dispositivos domésticos y dispositivos de ayuda y desplazamiento, como las sillas de ruedas.

Las técnicas y métodos de procesamiento convencionales permiten filtrar señales en un rango de frecuencia, extraer características relevantes –como picos máximos y mínimos–, rellenar datos por interpolación y transformar y descomponer señales en otros dominios, como frecuencia y tiempo. Entre estas técnicas de procesamiento, la transformada wavelet ha demostrado un amplio panorama de aplicaciones, la literatura documenta su uso en campos tan diversos como: la detección de anomalías asociadas con eventos sísmicos en señales geomagnéticas de frecuencia ultra baja [65] y en la compresión de imágenes [66], donde mediante la descomposición en valores singulares y mediante la transformada discreta de wavelet se mejora la relación máxima de señal/ruido en comparación con técnicas como JPEG2000. En señales biomédicas se ha utilizado para: la compresión de señales [67]; el reconocimiento de patrones cardíacos [68]; la clasificación y decodificación de electromiogramas (EMG) [67]; la detección y extracción de características para electrocardiogramas (ECG) [68] y fotoplethismogramas (PPG) [48]; y el diagnóstico de la epilepsia [49].

### TEORÍA DE WAVELET

La transformada discreta de wavelet (DWT, *Discrete Wavelet Transform*) utiliza un conjunto de funciones básicas para realizar una descomposición sobre una señal  $x(n)$  en dos señales resultantes, los coeficientes de detalle y de aproximación. Esta transformada, se logra a partir de dos funciones, la función de escalado, llamada función de dilatación básica, y la función wavelet principal. Esta descomposición se define mediante la ECUACIÓN (1), donde:  $j$  es el escalar que representa el índice de dilatación,  $k$  representa el índice de tiempo,  $J$  es el nivel de descomposición, y  $*$  representa la conjugada compleja [69], [70].

Las funciones wavelet y de escalado se definen, respectivamente, de acuerdo con las ECUACIONES (2) y (3), donde:  $j$  permite a las funciones de escalado y

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

$$x(n) = \sum_{j=1}^J \sum_{k \in Z} d_{2^j}^j(k) \psi_{j,k}^*(n) \sum_{k \in Z} a_{2^j}^j(k) \phi_{j,k}(n) \quad (1)$$

$$\phi_{j,k}(n) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}n - k) \quad (2)$$

$$\psi_{j,k}(n) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}n - k) \quad (3)$$

wavelet la dilatación o compresión y  $k$  controla la traslación en el tiempo. Ambas funciones tienen las propiedades esenciales de un filtro pasabajo y un pasabanda, respectivamente.

Las aproximaciones obtenidas con  $a_{2^0}(n)$  a una escala de  $j=0$  son equivalentes a la señal original  $x(n)$ ; la señal  $a_{2^j}(n)$  a bajas resoluciones representa la versión suavizada  $a_{2^{j-1}}(k)$ ; y la señal de detalle  $d_{2^j}(n)$  está dada por la diferencia entre las señales de aproximación  $a_{2^j}(n)$  y  $a_{2^{j-1}}(k)$ . Las señales de aproximación  $a_{2^j}(n)$  y de detalle  $d_{2^j}(n)$  se representan con las ECUACIONES (4) y (5), donde  $h$  y  $g$  representan los coeficientes de los filtros discretos de paso bajo y paso alto asociados, respectivamente, con las funciones de escalado y de wavelet.

$$a_{2^j}(n) = \sum_k h(k - 2^j n) a_{2^{j-1}}(k) \quad (4)$$

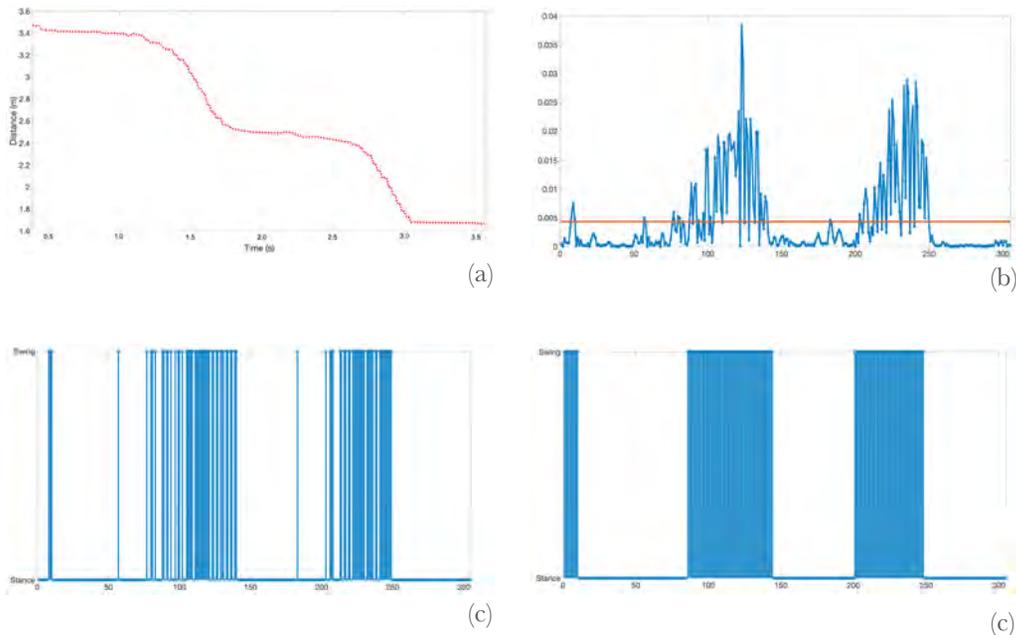
$$d_{2^j}(n) = \sum_k g(k - 2^j n) a_{2^{j-1}}(k) \quad (5)$$

### DETECCIÓN DE LAS FASES DE LA MARCHA

Después de aplicar la descomposición wavelet de un nivel se obtiene una representación en señales de detalles y de aproximación. Para la detección de las fases de la marcha se usa la señal con los coeficientes de detalle, ya que ella contiene la información asociada a los cambios de las señales por movimientos como el desplazamiento del pie. Para determinar cuál de las posibles wavelet permitía determinar las fases de la marcha, se aplicaron doce descomposiciones wavelet a cada señal de marcha. Posteriormente, se definió un umbral para cada descomposición, el cual se determinó como el valor promedio de cada señal resultante.

Para extraer las fases de apoyo y balanceo de las señales de tobillo utilizando este umbral se definió a todos los valores por encima del umbral como la fase de balanceo y a todos los valores por debajo de él, como la fase de soporte, lo que permite obtener una señal binaria con verdadero o “1”, cuando está en la fase de balanceo, y falso o “0”, cuando está en la fase de apoyo.

En la FIGURA 3 se muestra: una señal de marcha (a), el umbral aplicado a los coeficientes de detalles (b) y las señales binarias generadas para esta señal de marcha (c y d). La sección “a” corresponde a la secuencia de la señal del tobillo derecho de un sujeto que cubrió aproximadamente dos metros en alrededor de tres segundos; las señales de la sección “b”, por su parte, corresponden a la descomposición de una wavelet de un nivel utilizando db8 y a la media utilizada como un umbral de clasificación de la fase de marcha (línea roja); y las señales en las secciones “c” y “d” corresponden a la señal binarizada antes de la corrección de errores y a la clasificación ideal de la fase de la marcha, donde dichas fases fueron identificadas directamente por un experto clínico.



**Figura 3. (a) Señal de marcha (tobillo derecho), (b) descomposición de wavelet de un nivel utilizando db8, (c) señal binaria antes de la corrección de errores y (d) señal binaria de la clasificación ideal de la fase de la marcha**

### *DETECCIÓN Y CORRECCIÓN DE ERRORES*

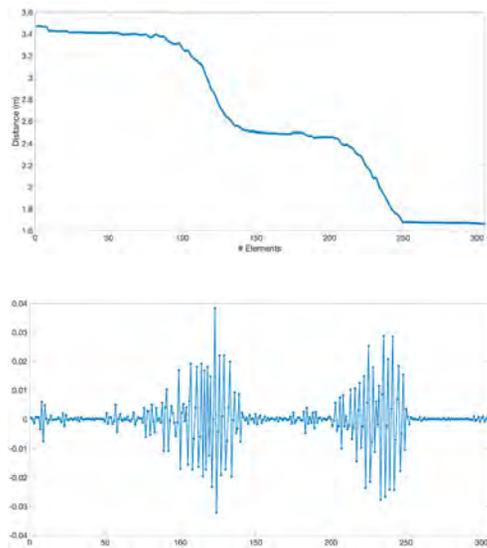
Del paso anterior se obtienen las señales binarias, algunas de ellas con pequeñas fases intermedias que podrían estar asociadas con errores de detección de marcha. Con base en las señales de marcha obtenidas se adoptó como criterio que cada fase de la marcha debería tener al menos diez elementos binarios, por lo que algunas pequeñas fases de la marcha que no cumplen con este criterio se consideraron como errores. Estas pequeñas fases intermedias se generan debido a la sensibilidad de la descomposición wavelet para detectar pequeños cambios en las señales.

Para corregir estos errores se diseñó un algoritmo para detectar el inicio y el final de cada fase y corregir las fases anormales, teniendo en cuenta el criterio de número mínimo de valores que podrían representar una fase de marcha real.

### *SELECCIÓN DE LA WAVELET ADECUADA*

En Matlab, el software de programación y procesamiento utilizado, la wavelet se define mediante un identificador (el id de la familia) y un valor de descomposición (por ejemplo, "db8" indica la familia Daubechies y ocho momentos de desvanecimiento). Las familias de wavelet probadas fueron: Biorthogonal (byor), Coiflets (coif), Daubechies (db) y Symlets (sym). Buscando obtener el mejor rendimiento de wavelet y observar información de dominio espectral y de tiempo diferentes, se probó un total de doce descomposiciones para cada señal de marcha: db3, db4, db5, db7, db7, db8, coif1, coif2, sym2, sym3, bior2. 2 y bior2.4. Para valorar el rendimiento de cada wavelet, se evaluó cada transformación con los criterios de los expertos clínicos.

La transformación wavelet se aplicó con un nivel de descomposición a cada señal de tobillo individual (izquierda y derecha). El algoritmo se evaluó aplicando doce descomposiciones wavelet, a doce sujetos, a cada tobillo, caminando en el corredor tres veces. Finalmente, el sistema fue probado con un total de 864 señales de tobillo. Cada  $j$  nivel de descomposición se obtiene generando  $j$  coeficientes de aproximación y detalle, que pueden asociarse a una versión sin ruido de la señal original, y a una versión del ruido extraído, respectivamente. Un ejemplo de esto se ve en la FIGURA 4, donde se descompone una señal de marcha en un nivel. En la imagen se muestra un nivel de descomposición de una señal de marcha usando wavelet, un proceso que genera dos señales, una aproximada a la original y otra con los detalles extraídos.



**Figura 4. Descomposición wavelet de un nivel: coeficientes de aproximación y de detalle**

Para seleccionar la transformada wavelet con mejor rendimiento se compararon todas las señales de marcha binarias con los valores de referencia ideales utilizando la distancia de Hamming, la cual cuantifica la similitud de dos señales, con lo que se obtuvo una comparación cuantitativa de las precisiones de las descomposiciones wavelet. La TABLA 3 muestra los resultados de comparar las señales antes y después de la corrección de errores. Como se puede apreciar en ella:

- antes de la corrección el error promedio más bajo fue de 13% con una desviación estándar ( $\sigma$ ) de 4%, para Db3, Db4, Db5, Bior2.2 y Sym3;
- después de la corrección, el error promedio más bajo fue de 7%, con la misma desviación estándar, para Db3, Db4, Db5, Bior2.2, Sym3, Db7 y Db8;
- las wavelets con los errores promedio más altos fueron Bior2.4 y Coif2, lo que indica que no fueron efectivas, una información muy útil porque permite excluirlas de futuros análisis.

Es claro que con la corrección de errores, los algoritmos de descomposición wavelet pueden identificar automáticamente las fases de posición y giro en las señales de marcha con un 93% de precisión, en comparación con el juicio clínico de expertos.

**Tabla 3. Comparación: wavelet vs. experto clínico**

| <i>Wavelet</i> | Antes de corrección   |          | Después de corrección |          |
|----------------|-----------------------|----------|-----------------------|----------|
|                | <i>Error promedio</i> | $\sigma$ | <i>Error promedio</i> | $\sigma$ |
| Bior2.2        | 13%                   | 4%       | 7%                    | 4%       |
| Bior2.4        | 16%                   | 4%       | 11%                   | 4%       |
| Coif1          | 14%                   | 5%       | 8%                    | 5%       |
| Coif2          | 17%                   | 5%       | 11%                   | 4%       |
| Db3            | 13%                   | 4%       | 7%                    | 4%       |
| Db4            | 13%                   | 4%       | 7%                    | 4%       |
| Db5            | 13%                   | 4%       | 7%                    | 4%       |
| Db6            | 14%                   | 5%       | 8%                    | 5%       |
| Db7            | 14%                   | 5%       | 7%                    | 4%       |
| Db8            | 14%                   | 5%       | 7%                    | 4%       |
| Sym2           | 14%                   | 5%       | 8%                    | 5%       |
| Sym3           | 13%                   | 4%       | 7%                    | 4%       |

### MÓDULO DE PROCESAMIENTO DE SEÑALES DE MUÑECA

Para este procedimiento se decidió sustraer el desplazamiento del sujeto –restando el desplazamiento de la cadera– y analizar exclusivamente el movimiento de cada brazo. Dado que el proyecto busca obtener una medida para cuantificar los desplazamientos mínimo y máximo de cada muñeca y como las señales originales tienen fluctuaciones que pueden afectar su análisis y procesamiento, para generar variables espaciotemporales y obtener una señal sin grandes fluctuaciones se utilizaron métodos de eliminación de ruido y técnicas de wavelet que eliminan las alteraciones y limpian la señal [70]. Los resultados de aplicar la descomposición wavelet usando db8 a las señales de muñeca se presenta a continuación.

#### REDUCCIÓN DE RUIDO USANDO WAVELET

Como se muestra en la Figura 5, se aplicó la descomposición wavelet de tres niveles utilizando la wavelet de Daubechies con ocho momentos de desvanecimiento. En la imagen se presentan los coeficientes de aproximación y de detalles para la señal de muñeca, cuya suma genera la señal original ( $s=a_3+d_1+d_2+d_3$ ). Desde este paso, los coeficientes de aproximación en el nivel 3 se usaron como señal limpia. Como resultado se obtuvo una señal

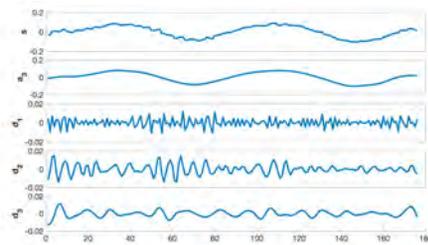


Figura 5. Coeficientes de aproximación y de detalles para la señal de muñeca

limpia para determinar el desplazamiento relativo de la muñeca, que permite observar condiciones como la rigidez y la asimetría en el movimiento de las extremidades superiores. Para el siguiente paso, se usó la señal a3.

#### ANÁLISIS DE PICOS EN LAS SEÑALES DE LOS BRAZOS

Para obtener las variables espaciotemporales de los brazos mediante la diferencia entre el movimiento generado por la articulación o punto de la base de la espina (*SpineBase*) y cada señal de las muñecas (izquierda y derecha), se extrajo el desplazamiento relativo de las muñecas.

Del proceso realizado se obtuvo una señal de desplazamiento relativo (ver FIGURAS 6 Y 7), con la cual se pueden determinar los momentos de menor y mayor magnitud del balanceo del brazo, los que a su vez corresponden a los picos inferiores y superiores. Adicionalmente, mediante técnicas de detección de picos se determinó cuándo las extremidades superiores estaban en el punto más adelante, el punto más atrás y el punto central o de cadera. A partir de esos picos es posible generar variables espaciotemporales.

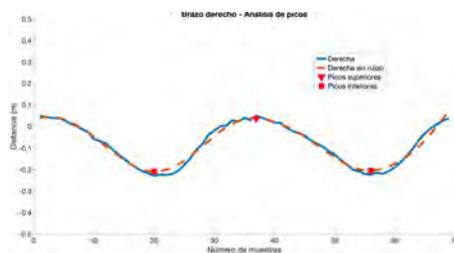
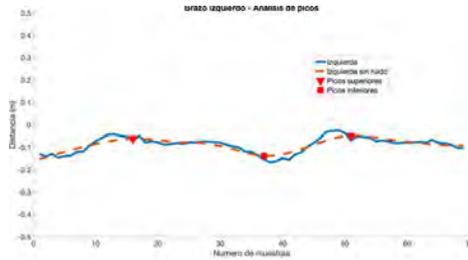


Figura 6. Desplazamiento relativo de las muñecas (brazo derecho)

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería



**Figura 7. Desplazamiento relativo de las muñecas (brazo izquierdo)**

### VARIABLES DE BALANCEO DE LOS BRAZOS

Las variables de balanceo de los brazos calculadas utilizando la señal proporcionada por el e-Motion fueron la magnitud del balanceo de los brazos, esto es la distancia promedio recorrida por la muñeca en el plano anterior / posterior, normalizada de acuerdo con la articulación del centro de la cadera [9]; el tiempo de balanceo del brazo, que corresponde a la duración del desplazamiento de una muñeca, durante un ciclo de balanceo, en el plano anterior / posterior; la velocidad del balanceo de los brazos, que se calcula como la relación entre la magnitud del balanceo de los brazos y el tiempo de balanceo de los brazos; y la asimetría del balanceo de los brazos (ASA, *Arm Swing Asymetry*) propuesta por Zifchock, Davis, Higginson y Royer [71], cuyo resultado se calcula con base en la ECUACIÓN 6.

$$ASA = \frac{\left[ 45^\circ - \arctan \left( \frac{ArmSwing_{more}}{ArmSwing_{less}} \right) \right]}{90^\circ} \times 100 \quad (6)$$

## VALIDACIÓN Y RESULTADOS

El proyecto produjo un conjunto de algoritmos implementados y validados con pacientes con EP y un grupo de control. Como resultado del proceso de generación de variables espaciotemporales se procesaron y obtuvieron variables de marcha de 73 personas con EP, las cuales representan objetivamente las

afecciones sufridas por la personas con EP en términos de rigidez en las extremidades superiores, lentitud al caminar y festinación o marcha con pasos cortos de alta frecuencia.

Como se mencionó, el área de captura aceptable se limitó a una distancia de dos metros, es decir desde 1.5 hasta 3.5 metros a lo largo del pasillo de marcha, una distancia suficiente para garantizar la captura de al menos un ciclo completo de marcha durante cada prueba de marcha. Durante los experimentos, cada voluntario caminó tres veces en el espacio seleccionado.

Los criterios de inclusión y exclusión para la selección de los pacientes que participaron en los experimentos de validación de las variables de marcha y balanceo de los brazos fueron: estar bajo un agonista dopaminérgico, ser evaluados en estado *on*; no tener demencia u otra afección neurológica que afecte la marcha (lo que fue verificado por un experto neurólogo) y tener movilidad completamente independiente (no requerir ayuda para caminar).

Para la validación de las variables se realizaron tres diferentes pruebas, las dos primeras, enfocadas en la capacidad de diagnóstico de las variables de marcha y balanceo de los brazos, la última en medir objetivamente la mejoría causada por el medicamento levodopa.

## **VALIDACIÓN I: VARIABLES DE MARCHA**

En este estudio participaron doce voluntarios, seis mujeres y seis hombres de entre 53 y 73 años. La mitad de los participantes por género eran personas con EP en una etapa temprana de la EP –etapas I o II de acuerdo con la escala de Hoehn y Yahr–, y los restantes personas sin EP.

Para la evaluación de las variables espaciotemporales de los participantes se seleccionó Db8, luego de analizar la capacidad de las diferentes alternativas de wavelet para estimar el ciclo de la marcha. Esta selección fue validada por la significación estadística de los resultados. Las variables analizadas son clínicamente importantes, ya que proporcionan medidas objetivas que los expertos clínicos pueden utilizar en sus evaluaciones durante el diagnóstico y el seguimiento de la evolución de la EP.

Los resultados promedio obtenidos que se presentan en la TABLA 4 permiten apreciar claras diferencias cuantitativas entre las personas con y sin Parkinson (casos y controles, respectivamente), lo que indica su capacidad de proporcionar una métrica objetiva en la evaluación de la presencia o evolución de esta

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

enfermedad. Los casos, por ejemplo, fueron más lentos que los controles debido a alteraciones de la marcha relacionadas con su enfermedad y tomaron más pasos que ellos, una consecuencia bien conocida de los cambios en la marcha generados por la EP.

**Tabla 4. Valores promedio de las variables espaciotemporales**

| Variable                         | Casos        |          |              |          | Controles    |          |              |          |
|----------------------------------|--------------|----------|--------------|----------|--------------|----------|--------------|----------|
|                                  | Izquierda    |          | Derecha      |          | Izquierda    |          | Derecha      |          |
|                                  | <i>Media</i> | $\sigma$ | <i>Media</i> | $\sigma$ | <i>Media</i> | $\sigma$ | <i>Media</i> | $\sigma$ |
| Tiempo de apoyo (segundos)       | 2.24         | 0.31     | 2.17         | 0.23     | 0.91         | 0.10     | 1.06         | 0.10     |
| Tiempo de balanceo (segundos)    | 1.33         | 0.14     | 1.33         | 0.18     | 0.76         | 0.09     | 0.76         | 0.06     |
| Pasos (#)                        | 10.00        | 0.55     | 9.67         | 0.19     | 6.83         | 0.36     | 6.17         | 0.29     |
| Duración de la prueba (segundos) | 3.70         | 0.41     | 3.65         | 0.32     | 1.72         | 0.07     | 1.89         | 0.09     |
| Velocidad (metros / segundo)     | 0.63         | 0.06     | 0.65         | 0.05     | 1.20         | 0.05     | 1.04         | 0.07     |

Se realizaron también pruebas de Mann-Whitney para detectar posibles diferencias entre los resultados obtenidos para las variables dependiendo del lado del cuerpo de los participantes y valorar su significancia estadística, esto porque como se sabe, la EP es asimétrica. Como se aprecia en la TABLA 5 todas las variables presentaron diferencias significativas, proporcionando así evidencia estadística de su capacidad para diferenciar clínicamente entre casos y controles.

**Tabla 5. Valores p obtenidos en el test Mann-Whitney**

| Variable              | <i>p</i>         |                |
|-----------------------|------------------|----------------|
|                       | <i>Izquierda</i> | <i>Derecha</i> |
| Tiempo de apoyo       | 0.01             | 0.04           |
| Tiempo de balanceo    | 0.02             | 0.03           |
| Pasos                 | 0.04             | 0.03           |
| Duración de la prueba | 0.01             | 0.01           |
| Velocidad             | 0.01             | 0.01           |

Los resultados indican también que la duración de la prueba y la velocidad –que muestran significancia para las dos piernas– y el tiempo de apoyo –que muestra significancia para la pierna izquierda– parecen ser los parámetros más apropiados para esa diferenciación.

## VALIDACIÓN 2: VARIABLES DE BALANCEO DE LOS BRAZOS

Para este estudio se seleccionaron 25 pacientes en una etapa temprana de la enfermedad de Parkinson –etapas I o II de acuerdo con la escala de Hoehn y Yahr– con edades entre 45 a 87 años, e igual número de controles con edades entre 46 a 88 años.

En la TABLA 6 se resume la comparación de las variables de balanceo de los brazos obtenidas para cada extremidad con el e-Motion, con lo que se muestra que la magnitud del balanceo de los brazos ( $p = 0,002$  izquierdo,  $p = 0,006$  derecho) y la velocidad del balanceo de los brazos ( $p = 0,002$  izquierdo,  $p = 0,004$  derecho) se redujo significativamente en el grupo de casos para ambas extremidades. El grupo de control muestra una asimetría en el balanceo de los brazos más baja que el grupo de pacientes ( $p < 0,001$ ).

**Tabla 6. Valores de las variables de balanceo de brazos**

| Variable                             | Muñeca izquierda                     |           |                  |           | <i>p</i> |
|--------------------------------------|--------------------------------------|-----------|------------------|-----------|----------|
|                                      | Casos (n=25)                         |           | Controles (n=25) |           |          |
|                                      | Media                                | IQR       | Media            | IQR       |          |
| Magnitud del balanceo de los brazos  | 0.16                                 | 0.08-0.2  | 0.26             | 0.17-0.33 | 0.002    |
| Tiempo del balanceo de los brazos    | 0.99                                 | 0.93-1.12 | 1.09             | 0.94-1.15 | 0.171    |
| Velocidad del balanceo de los brazos | 0.16                                 | 0.08-0.2  | 0.25             | 0.18-0.29 | 0.002    |
| Variable                             | Muñeca derecha                       |           |                  |           | <i>p</i> |
|                                      | Casos (n=25)                         |           | Controles (n=25) |           |          |
|                                      | Media                                | IQR       | Media            | IQR       |          |
| Magnitud del balanceo de los brazos  | 0.16                                 | 0.09-0.24 | 0.26             | 0.20-0.34 | 0.006    |
| Tiempo del balanceo de los brazos    | 0.98                                 | 0.90-1.03 | 1.05             | 0.96-1.12 | 0.177    |
| Velocidad del balanceo de los brazos | 0.14                                 | 0.09-0.21 | 0.26             | 0.18-0.31 | 0.004    |
| Variable                             | Casos (n=25)                         |           | Controles (n=25) |           | <i>p</i> |
|                                      | Media                                | IQR       | Media            | IQR       |          |
|                                      | Asimetría del balanceo de los brazos | 0.16      | 0.09-0.23        | 0.063     |          |

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

Como se observa, la velocidad del balanceo de los brazos, la magnitud del balanceo de los brazos y la ASA son las variables que muestran diferencias significativas en ambos lados.

Adicionalmente se determinó que el e-Motion fue capaz de reconocer el lado más afectado en el 80% de los casos (20 pacientes), valor que se obtuvo de la comparación entre la magnitud del balanceo de los brazos obtenida del Kinect y la puntuación más alta de los ítem ponderados de la MDS-UPDRS-III. Debido al limitado tamaño de la muestra, no se evaluaron las diferencias en el grupo simétrico.

### VALIDACIÓN 3: EFECTO DE LA LEVODOPA

En este estudio, dirigido a validar la medición objetiva del efecto de la levodopa, participaron once personas de 50 a 79 años, seis de ellas hombres, todos con EP –nueve en la etapa 2 y dos en la etapa 2.5 de la escala de Hoehn y Yahr–, con una duración media de tres años de enfermedad, en un rango de dos a seis. Cuatro pacientes presentaron el subtipo de inestabilidad postural y trastorno de la marcha, y siete el subtipo de temblor dominante, de acuerdo con los criterios de Stebbins, Harrington, Thompson, Zavatsky y Theologis [72].

En comparación con el estado *off*, los pacientes en estado *on* mostraron incrementos en la velocidad global, la velocidad del tobillo, la longitud de la zancada del tobillo, la velocidad de balanceo de los brazos y la magnitud del balanceo de los brazos, como se aprecia en la TABLA 7, donde se presentan parámetros medidos con el sistema e-Motion.

Debido a la variabilidad en la respuesta motora a la levodopa, los resultados de la marcha de cada sujeto también fueron evaluados por el médico. Estos muestran aumentos en la velocidad global de todos los pacientes, nueve de ellos, aumentaron también la velocidad y la longitud de zancada de cada tobillo; de los otros dos, uno mostró reducciones en la longitud de cada paso del tobillo y el otro reducciones en la velocidad del tobillo izquierdo y ninguna diferencia en la velocidad del tobillo derecho.

En cuanto al balanceo de los brazos, cinco personas aumentaron su velocidad y magnitud en ambas muñecas en estado *on*. De los seis pacientes restantes, dos no mostraron cambios y los otros cuatro no mostraron cambios en al menos una variable, en una muñeca, durante el estado.

**Tabla 7. Parámetros de marcha según estado**

| Variables espaciotemporales       |                                | Estado off (n=11) |           | Estado on (n=11) |           | p     |
|-----------------------------------|--------------------------------|-------------------|-----------|------------------|-----------|-------|
|                                   |                                | Media             | IQR       | Media            | IQR       |       |
| Velocidad Global (metros/segundo) |                                | 0.82              | 0.41-1.02 | 0.97             | 0.59-1.23 | 0.007 |
| Numero de pasos                   |                                | 4                 | 4-5       | 4                | 3-5       | ----- |
| Variables de marcha: tobillos     | Velocidad tobillo (izq.)       | 0.71              | 0.42-1.08 | 0.96             | 0.62-1.18 | 0.04  |
|                                   | Numero de pasos (izq.)         | 2                 | 1-3       | 2                | 2-3       | ----- |
|                                   | Velocidad tobillo (der.)       | 0.77              | 0.43-1.00 | 1.05             | 0.56-1.16 | 0.003 |
|                                   | Numero de pasos (der.)         | 2                 | 1-2       | 2                | 2-2       | ----- |
|                                   | Longitud de la zancada         | 0.67              | 0.41-0.83 | 0.90             | 0.64-1.05 | 0.001 |
| Variables de marcha: muñecas      | Velocidad del balanceo* (izq.) | 0.05              | 0.03-0.18 | 0.14             | 0.03-0.23 | 0.13  |
|                                   | Magnitud del balanceo* (izq.)  | 0.06              | 0.03-0.19 | 0.16             | 0.04-0.24 | 0.05  |
|                                   | Velocidad del balanceo* (der.) | 0.05              | 0.04-0.37 | 0.15             | 0.09-0.43 | 0.05  |
|                                   | Magnitud del balanceo* (der.)  | 0.08              | 0.05-0.41 | 0.18             | 0.12-0.43 | 0.02  |

\* balanceo de los brazos

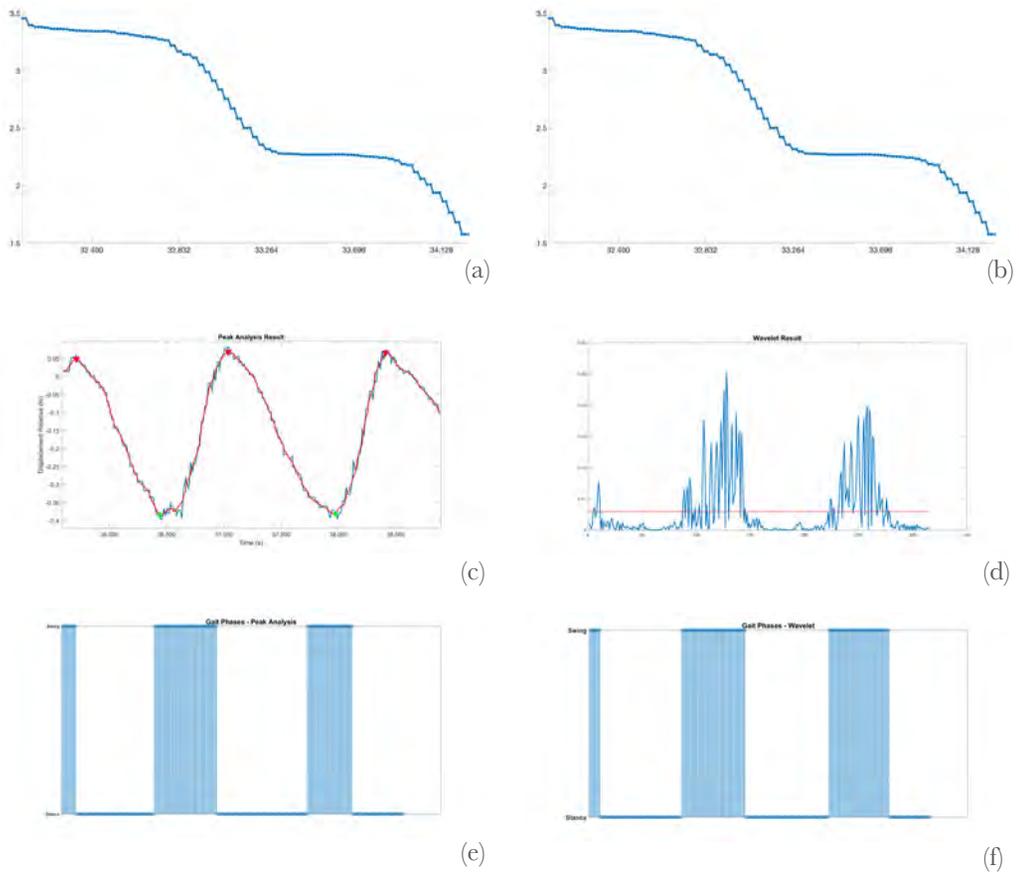
## COMPARACIÓN CON EL ANÁLISIS DE PICOS

Tomando como base la investigación de Geerse, Coolen y Roerdink [59], se utilizaron otras técnicas de detección de picos para determinar los valores máximos y mínimos de las series de tiempo del tobillo en sentido anteroposterior. Todas las señales se generaron teniendo en cuenta la posición relativa de los tobillos con la base de la columna vertebral, un procedimiento similar al realizado para el balanceo de los brazos.

Una vez obtenida, la señal se procesó mediante transformadas de wavelet y análisis de picos, utilizando Matlab. Para determinar las diferencias entre ambos métodos se utilizó la distancia de Hamming [73], [74], la cual cuantifica la similitud entre dos señales, con lo que se obtuvo una comparación cuantitativa entre ambas técnicas.

A partir de la FIGURA 8 es posible comparar las técnicas de procesamiento propuestas: la parte izquierda corresponde al análisis de picos y la derecha al uso de transformadas wavelet. En a y b se muestra la señal de marcha obtenida de la cámara RGB-D (Kinect®); en (c) y (d), los resultados de una transformación utilizando Db8 y el análisis de picos; y en d y e, las fases de marcha generadas por cada método.

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería



**Figura 8. Comparación entre las técnicas de procesamiento propuestas: análisis de picos (a, c, e); y transformadas de wavelet (b, d, f)**

En la TABLA 8 se presentan los resultados de la comparación Hamming entre las binarias generadas por las dos técnicas, los que muestran pequeñas diferencias entre ambos métodos. La diferencia promedio más baja se logró con el Db8 (8% y  $\sigma = 4.9\%$ ) y otros miembros de Daubechies (Db4, Db5, Db6, Db7), Bior2.2 y Sym3 obtuvieron diferencias similares.

En un trabajo anterior del grupo de investigación a cargo de este proyecto [58] se obtuvieron resultados similares: las wavelets que tienen menos diferencias frente al criterio de los expertos clínicos, tienen también menos diferencias frente a los resultados obtenidos con el análisis de picos, lo que además muestra que el análisis de picos es una técnica comparable con el criterio de los expertos clínicos y con las transformadas wavelet.

**Tabla 8. Comparación Hamming entre las binarias generadas por wavelet y picos**

|         | Diferencia promedio (%) | $\sigma$ (%) |
|---------|-------------------------|--------------|
| Bior2.2 | 8                       | 5.1          |
| Bior2.4 | 9                       | 4.8          |
| Coif1   | 8                       | 5.1          |
| Coif2   | 10                      | 4.8          |
| Db3     | 9                       | 5.2          |
| Db4     | 8                       | 5.1          |
| Db5     | 8                       | 5.2          |
| Db6     | 8                       | 5.2          |
| Db7     | 8                       | 5.0          |
| Db8     | 8                       | 4.9          |
| Db9     | 8                       | 5.0          |
| Sym2    | 9                       | 5.2          |
| Sym3    | 9                       | 5.2          |

Para comparar las variables de la marcha se generaron resultados espaciotemporales para ambas técnicas (ver TABLA 9). Como se esperaba, se encontraron velocidades más bajas en el grupo de personas con EP, lo que tendría relación con la bradicinesia y los cambios motores relacionados con el agotamiento de la dopamina en la sustancia negra [75]. El grupo de EP mostró valores más altos en los tiempos de apoyo y balanceo, lo que se explicaría

**Tabla 9. Diferencias en las variables de marcha según la técnica de procesamiento**

| Variable                       | Wavelets     |           |                  |           | p     |
|--------------------------------|--------------|-----------|------------------|-----------|-------|
|                                | Casos (n=50) |           | Controles (n=50) |           |       |
|                                | Media        | IQR       | Media            | IQR       |       |
| Velocidad (metros por segundo) | 0.86         | 0.72-0.94 | 0.91             | 0.86-1.11 | 0.001 |
| Tiempo de balanceo (segundos)  | 0.91         | 0.81-1.12 | 0.82             | 0.71-0.93 | 0.003 |
| Tiempo de apoyo (segundos)     | 1.28         | 1.13-1.60 | 1.17             | 1.02-1.28 | 0.003 |

| Variable                       | Análisis de picos |           |                  |           | p      |
|--------------------------------|-------------------|-----------|------------------|-----------|--------|
|                                | Casos (n=50)      |           | Controles (n=50) |           |        |
|                                | Media             | IQR       | Media            | IQR       |        |
| Velocidad (metros por segundo) | 0.83              | 0.76-0.94 | 0.95             | 0.83-1.12 | <0.001 |
| Tiempo de balanceo (segundos)  | 0.84              | 0.74-0.97 | 0.72             | 0.64-0.91 | 0.005  |
| Tiempo de apoyo (segundos)     | 1.37              | 1.11-1.50 | 1.22             | 0.97-1.33 | 0.004  |

por la desaceleración global del ciclo de la marcha, que lleva a un aumento en el tiempo que necesita la persona para dar un paso [76]. Como se puede notar, las diferencias fueron estadísticamente significativas ( $<0.05$ ) para ambos métodos. Asimismo, el análisis relacional mostró una correlación muy alta entre las variables espaciotemporales calculadas utilizando ambas técnicas de procesamiento de señales.

## CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

e-Motion permite la captura de información objetiva y válida para la generación de variables espaciotemporales. Esta puede ser usada por los módulos de procesamiento desarrollados para calcular automáticamente variables espaciotemporales clínicamente relevantes, como los tiempos de balanceo y apoyo, el número de pasos, el tiempo y la velocidad de la marcha por pierna; y la magnitud, el tiempo y la velocidad del balanceo de los brazos y su índice de asimetría. Estas variables no solo complementan el diagnóstico en un contexto clínico, sino que abren la posibilidad de realizar exámenes objetivos de marcha en un contexto de telemedicina.

Durante el proyecto se compararon las técnicas de detección de picos y wavelets para el análisis de variables espaciotemporales de marcha, a partir de las señales de marcha obtenidas con la cámara RGB-D (Kinect®). Para ambos métodos, las variables espaciotemporales tienen una alta concordancia y muestran diferencias significativas entre los patrones de marcha de los casos y los controles, de ellos se puede concluir que ambos se pueden utilizar para la identificación de fases en el ciclo de la marcha.

La aplicación de estos métodos no solo permitió complementar el diagnóstico, sino también medir los cambios generados por acción de la levodopa en pacientes con EP dentro de la consulta médica. Como trabajo futuro se debería comparar la complejidad computacional para determinar si hay diferencias entre los tiempos de ejecución y los requisitos de memoria, algo que podría ayudar a determinar qué algoritmo usar por su mayor eficiencia computacional.

En este trabajo se utilizó la descomposición wavelet para detectar automáticamente las fases de la marcha y analizar la marcha y el balanceo de los brazos usando un sensor RGB-D, las pruebas realizadas sugieren que sí es posible identificar de esta manera, con precisión, si una persona tiene o no la EP, lo que confirma la validez de esta tecnología de bajo costo, como un

mecanismo de valoración objetiva, válida y replicable. El documento base de este trabajo se puede consultar en [77].

A pesar de que las validaciones muestran resultados favorables para los módulos de procesamiento y el dispositivo de captura, es necesario ampliar el tamaño de la muestra para confirmar estadísticamente los hallazgos. El reducido tamaño de la muestra explica también el por qué no se realizaron análisis estratificados de la gravedad de la enfermedad o por las puntuaciones MDS-UPDRS y fue también la razón por la que no se abordó la hipótesis que indica que el análisis del movimiento del brazo podría ayudar a diferenciar los subtipos “temblor dominante” (TD, *Tremor Dominant*) e “inestabilidad postural y trastorno de la marcha (PIGD, *Postural Instability and Gait Disorder*).

Aunque el Kinect® mostró alta confiabilidad respecto de los parámetros espaciotemporales en este contexto clínico, es esencial continuar el avance en software y hardware para aumentar su sensibilidad para mediciones cinemáticas. También es necesario valorar el uso de nuevas cámaras RGB-D para la medición objetiva de variables asociadas al diagnóstico de la EP, no solo porque la versión de Kinect® utilizada ya salió del mercado, sino por el surgimiento de nuevas cámaras, como la Intel RealSense y la nueva versión de Kinect® de Microsoft® (Azure Kinect®), que prometen mejoras en la captura, aspectos multiplataforma y rendimiento, lo que podría representar un aporte cualitativo importante.

Por otra parte, la implementación de un servicio en la nube para generar variables espaciotemporales a partir de información obtenida con cámaras RGB-D facilitaría el acceso a métodos confiables de diagnóstico de la enfermedad –mediante telemedicina–, a personas en zonas lejanas o de difícil acceso, que hoy no tienen ninguna posibilidad de un diagnóstico medianamente oportuno.

Adicionalmente, valdría la pena tener en cuenta el reciente auge de la ciencia de datos y explorar la inclusión de sus métodos con el objetivo de avanzar hacia un diagnóstico automatizado, en línea, y hacia la generación de modelos inteligentes, capaces de aprender y mejorar “sus habilidades” en el tiempo, a partir de la información de los pacientes que evalúan.

Finalmente, cabe decir que Parkinson es solo el comienzo, las variables espaciotemporales generadas no son de apoyo exclusivo al diagnóstico de la EP, por el contrario, pueden ser útiles en otras enfermedades que podrían beneficiarse de análisis de marcha automatizados.

### REFERENCIAS

- [1] S. Fahn y R. Elton, *Unified Parkinson Disease Rating Scale (UPDRS)*, 2.a ed. New Jersey: Macmillan Health Care information, 1987.
- [2] Vicon Motion Systems, (2017, febrero), *Markers and suits* [en línea]. Recuperado de: <https://www.vicon.com/products/vicon-devices/markers-and-suits>
- [3] J. D. Arango, B. Muñoz, W. Agredo, Y. Ariza-Araújo, J. L. Orozco, y A. Navarro, «A reliability assessment software using Kinect to complement the clinical evaluation of Parkinson's disease», *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, vol. 2015, pp. 6860-6863, 2015.
- [4] K. Deerga-Rao y M. N. S. Swamy, *Digital signal processing: Theory and practice*, 1.a ed. Springer, Singapore, 2018.
- [5] P. Ren, W. Zhao, Z. Zhao, M. L. Bringas-Vega, P. A. Valdes-Sosa, y K. M. Kendrick, «Analysis of Gait Rhythm Fluctuations for Neurodegenerative Diseases by Phase Synchronization and Conditional Entropy», *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 24, no. 2, pp. 291–299, feb. 2016.
- [6] European Parkinson's Disease Association (2017), *How is Parkinson's diagnosed?* [en línea], recuperado de: <https://epda.eu.com/about-parkinsons/diagnosis/how-is-parkinsons-diagnosed/>
- [7] W. Maetzler y J. M. Hausdorff, «Motor signs in the prodromal phase of Parkinson's disease», *Mov. Disord.*, vol. 27, no. 5, pp. 627-633, abr. 2012.
- [8] A. Mirelman et al., «Arm swing as a potential new prodromal marker of Parkinson's disease», *Mov. Disord.*, vol. 31, no. 10, pp. 1527-1534, 2016.
- [9] M. D. Lewek, R. Poole, J. Johnson, O. Halawa, y X. Huang, «Arm swing magnitude and asymmetry during gait in the early stages of Parkinson's disease», *Gait Posture*, vol. 31, no. 2, pp. 256-260, feb. 2010.
- [10] S. Schneider, L. Drude, M. Kasten, C. Klein, y J. Hagenah, «A study of subtle motor signs in early Parkinson's disease», *Movement Disorders*, vol. 27, no. 12, pp. 1563–1566, 2012.
- [11] R. Bhidayasiri y P. Martínez, «Clinical Assessments in Parkinson's Disease: Scales and Monitoring», en *International Review of Neurobiology*, vol. 132, 2017, pp. 129–182.
- [12] J. Jankovic, «Parkinson's disease: Clinical features and diagnosis», *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, vol. 79, no. 4, pp. 368-376.
- [13] A. Muro-de-la-Herran, B. García-Zapirain, y A. Méndez-Zorrilla, «Gait analysis methods: an overview of wearable and non-wearable systems, highlighting clinical applications», *Sensors*, vol. 14, no. 2, pp. 3362–3394, 2014.
- [14] J. H. Hollman, E. M. McDade, y R. C. Petersen, «Normative spatiotemporal gait parameters in older adults», *Gait and Posture*, vol. 34, no. 1, pp. 111–118, may 2011.
- [15] A. M. Stranahan y M. P. Mattson, «Recruiting adaptive cellular stress responses for successful brain ageing», *Nat. Rev. Neurosci.*, vol. 13, no. 3, pp. 209-216, 18 2012.

- [16] R. Seidler, J. Bernard, T. Burutolu, B. Fling, M. Gordon, J. Gwin, Y. Kwak, y D. Lipps, «Motor Control and Aging: Links to Age-Related Brain Structural, Functional, and Biochemical Effects», *Neurosci Biobehav Rev*, vol. 34, no. 5, pp. 721-733, abr. 2010.
- [17] H. H. Fernandez, «2015 Update on Parkinson disease», *Cleve Clin J Med*, vol. 82, no 9, pp. 563-568, sep. 2015.
- [18] M. Hoskovicová, P. Dušek, T. Sieger, H. Brožová, K. Zárubová, O. Bezdiček, O. Šprdlík, R. Jech, J. Štochl, J. Roth, y E. Růžička, «Predicting Falls in Parkinson Disease: What Is the Value of Instrumented Testing in OFF Medication State?», *Plos One*, vol. 10, no. 10, e0139849, oct. 2015.
- [19] J. Hausdorff, «Gait dynamics, fractals and falls: finding meaning in the stride-to-stride fluctuations of human walking», *Hum Mov Sci*, vol. 26, no. 4, pp. 555-589, ago. 2007.
- [20] G. Becker et al., «Early diagnosis of Parkinson's disease», *J. Neurol.*, vol. 249 Suppl 3, p. III/40-48, oct. 2002.
- [21] A. J. Noyce, A. J. Lees, y A.-E. Schrag, «The prediagnostic phase of Parkinson's disease», *J Neurol Neurosurg Psychiatry*, vol. 87, no. 8, pp. 871-878, ago. 2016.
- [22] V. Dietz, K. Fouad, y C. Bastiaanse, «Neuronal coordination of arm and leg movements during human locomotion», *Eur. J. Neurosci.*, vol. 14, no. 11, pp. 1906-1914, dic. 2001.
- [23] X. Huang, J. M. Mahoney, M. M. Lewis, null Guangwei Du, S. J. Piazza, y J. P. Cusumano, «Both coordination and symmetry of arm swing are reduced in Parkinson's disease», *Gait Posture*, vol. 35, no. 3, pp. 373-377, mar. 2012.
- [24] N. W. Sterling et al., «Dopaminergic modulation of arm swing during gait among Parkinson's disease patients», *J Parkinsons Dis*, vol. 5, no. 1, pp. 141-150, 2015.
- [25] M. Goudriaan, I. Jonkers, J. H. van Dieen, y S. M. Bruijn, «Arm swing in human walking: what is their drive?», *Gait Posture*, vol. 40, no. 2, pp. 321-326, jun. 2014.
- [26] P. Meyns, S. M. Bruijn, y J. Duysens, «The how and why of arm swing during human walking», *Gait Posture*, vol. 38, no. 4, pp. 555-562, sep. 2013.
- [27] W. Braune y O. Fischer, *The human gait*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1987.
- [28] M. L. Ballesteros, F. Buchthal, y P. Rosenfalck, «The pattern of muscular activity during the arm swing of natural walking», *Acta Physiol. Scand.*, vol. 63, pp. 296-310, mar. 1965.
- [29] M. Eltoukhy, C. Kuenze, J. Oh, M. Jacopetti, S. Wooten, y J. Signorile, «Microsoft Kinect can distinguish differences in over-ground gait between older persons with and without Parkinson's disease», *Med Eng Phys*, vol. 44, pp. 1-7, 2017.
- [30] GBD 2016 Parkinson Disease Collaborators, «Global, regional, and national burden of Parkinson's disease, 1990–2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016», *The Lancet*, vol. 17, no. 11, pp. 939-953, 2018.
- [31] A. Pradilla, B. Vesga, y F. León-Sarmiento FE, «Estudio neuro-epidemiológico nacional (EPINEURO) colombiano», *Rev Panam Salud Pública*, vol. 14, no. 2, pp. 104-111, 2003.

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

- [32] J. L. Sánchez, O. Buriticá, D. Pineda, C.S. Uribe, y L.G. Palacio, «Prevalence of Parkinson's disease and parkinsonism in a Colombian population using the capture-recapture method,» *Int J. Neurosci*, vol. 114, no. 2, pp. 175-182, 2004.
- [33] O. Ťupa, A. Procházka, O. Vyšata, M. Schätz, J. Mareš, M. Vališ, y V. Mařík «Motion tracking and gait feature estimation for recognising Parkinson's disease using MS Kinect,» *Biomed Eng Online*, vol. 14, p. 97, oct. 2015.
- [34] R. A. Clark, K. J. Bower, B. F. Mentiplay, K. Paterson, y Y. H. Pua, «Concurrent validity of the Microsoft Kinect for assessment of spatiotemporal gait variables,» *Journal of Biomechanics*, vol. 46, no. 15, pp. 2722–2725, oct. 2013.
- [35] B. Galna, G. Barry, D. Jackson, D. Mhiripiri, P. Olivier, y L. Rochester, «Accuracy of the Microsoft Kinect sensor for measuring movement in people with Parkinson's disease,» *Gait Posture*, vol. 39, no. 4, pp. 1062-1068, abr. 2014.
- [36] S. Nishiguchi, M. Yamada, K. Nagai, S. Mori, Y. Kajiwara, T. Sonoda, K. Yoshimura, H. Yoshitomi, H. Ito, K. Okamoto, T. Ito, S. Muto, T. Ishihara, T. Aoyama. «Reliability and Validity of Gait Analysis by Android-Based Smartphone,» *Telemedicine and e-Health*, vol. 18, no. 4, pp. 292–296, may 2012.
- [37] W. Tao, T. Liu, R. Zheng, y H. Feng, «Gait analysis using wearable sensors,» *Sensors*, vol. 12, no. 2, pp. 2255-2283, 2012.
- [38] Y. Yang, F. Pu, Y. Li, S. Li, Y. Fan, y D. Li, «Reliability and Validity of Kinect RGB-D Sensor for Assessing Standing Balance,» *IEEE Sensors Journal*, vol. 14, no. 5, pp. 1633–1638, may 2014.
- [39] J. Arango, Y. Ariza, y A. Navarro, Comp., *Automatización de pruebas clínicas para el diagnóstico y monitoreo de la enfermedad de Parkinson*, Cali, Colombia: Universidad Icesi, 2019.
- [40] B.E. Muñoz y A. Navarro, *Identificación de marcadores clínicos, cognitivos y motores en pacientes con enfermedad de Parkinson en estadios tempranos: evaluación clínica complementada con un dispositivo de análisis del movimiento*, Cali, Colombia: Universidad Icesi, 2019.
- [41] M. van Diest, J. Stegenga, H. J. Wörtche, K. Postema, G. J. Verkerke, y C. J. C. Lamoth, «Suitability of Kinect for measuring whole body movement patterns during exergaming,» *Journal of Biomechanics*, vol. 47, no. 12, pp. 2925–32, sep. 2014.
- [42] E. Viehweger et al., «Influence of clinical and gait analysis experience on reliability of observational gait analysis (Edinburgh Gait Score Reliability),» *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, vol. 53, no. 9, pp. 535–546, nov. 2010.
- [43] A. Fernández-Baena, A. Susin, y X. Lligadas, «Biomechanical Validation of Upper-Body and Lower-Body Joint Movements of Kinect Motion Capture Data for Rehabilitation Treatments,» en *2012 Fourth International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems*, pp. 656–661, 2012.
- [44] J. Zhao, F. E. Bunn, J. M. Perron, E. Shen, y R. S. Allison, «Gait assessment using the Kinect RGB-D sensor,» en *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS, 2015*, pp. 6679–6683, 2015.

- [45] F. Ebrahimi, M. Mikaeili, E. Estrada, y H. Nazeran, «Automatic sleep stage classification based on EEG signals by using neural networks and wavelet packet coefficients,» en *30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1151–1154, 2008.
- [46] T. Chau, «A review of analytical techniques for gait data. Part 2: Neural network and wavelet methods,» *Gait Posture*, vol. 13, no. 2, pp. 102-120, abr. 2001.
- [47] C. Li, C. Zheng, y Ch. Tai, «Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 42, no. 1, pp. 21–28, 1995.
- [48] D. Cvetkovic, E. Ubeyli, y I. Cosic, «Wavelet transform feature extraction from human PPG, ECG, and EEG signal responses to ELF PEMF exposures: A pilot study,» *Digital Signal Processing*, vol. 18, no. 5, pp. 861-874, 2008.
- [49] M. Akin, M. A. Arserim, M. K. Kiymik, y I. Turkoglu, «A new approach for diagnosing epilepsy by using wavelet transform and neural networks,» en *2001 Conference Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 2, pp. 1596-1599, 2001.
- [50] K. Fu, J. Qu, Y. Chai, y T. Zou, «Hilbert marginal spectrum analysis for automatic seizure detection in EEG signals,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 18, pp. 179–185, Abril 2015.
- [51] H. S. Shin, C. Lee, y M. Lee, «Adaptive threshold method for the peak detection of photoplethysmographic waveform,» *Computers in Biology and Medicine*, vol. 39, no. 12, pp. 1145–1152, diciembre, 2009.
- [52] H. Gjoreski, M. Luštrek, y M. Gams, «Accelerometer placement for posture recognition and fall detection,» en *Proceedings - 2011 7th International Conference on Intelligent Environments, IE 2011*, pp. 47–54.
- [53] H. Ying, C. Silex, A. Schnitzer, S. Leonhardt, y M. Schiek, «Automatic Step Detection in the Accelerometer Signal,» en *4th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN 2007)*, vol. 13, pp. 80–85, 2007.
- [54] D. Rincón y A. Navarro, «Arm Swinging Measurement and Monitor System for Patients Diagnosed with Parkinson’s Disease,» en *Proceedings of the IV School on Systems and Networks, Valdivia, Chile*, pp. 53-56, 2018.
- [55] A. P. Rocha, H. Choupina, J. M. Fernandes, M. J. Rosas, R. Vaz, y J. P. Silva Cunha, «Parkinson’s disease assessment based on gait analysis using an innovative RGB-D camera system,» *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, vol. 2014, pp. 3126-3129, 2014.
- [56] D. V. Cicchetti y S. A. Sparrow, «Developing criteria for establishing interrater reliability of specific items: Applications to assessment of adaptive behavior,» *American Journal of Mental Deficiency*, vol. 86, no. 2, pp. 127-137, 1981.
- [57] B. R. Bloem et al., «Measurement instruments to assess posture, gait, and balance in Parkinson’s disease: Critique and recommendations,» *Mov. Disord.*, vol. 31, no. 9, pp. 1342-1355, 2016.

## Enfermedad de Parkinson: análisis motor desde la ingeniería

- [58] Y. Castaño, J. Arango, y A. Navarro, «Spatiotemporal Gait Variables Using Wavelets for an Objective Analysis of Parkinson Disease», en *Proceedings of the 15th International Conference on Wearable Micro and Nano Technologies for Personalized Health (pHealth 2018)*, Gjøvik-Norway, 2018, pp. 173–178.
- [59] D.J. Geerse, B. H. Coolen, y M. Roerdink, «Kinematic Validation of a Multi-Kinect v2 Instrumented 10-Meter Walkway for Quantitative Gait Assessments», *Plos One*, vol. 10, no. 10, p. e0139913, oct. 2015.
- [60] D. Grabli et al., «Normal and pathological gait: what we learn from Parkinson's disease», *J Neurol Neurosurg Psychiatry*, vol. 83, no. 10, pp. 979–985, 2012.
- [61] W. R. Frontera, «Human Walking», en *DeLisa's physical medicine & rehabilitation: Principles and practice*, 5th ed., vol. I, Wolters Kluwer, 2010.
- [62] B. Muñoz, Y.J. Castaño-Pino, J. D. A. Paredes, y A. Navarro, «Automated Gait Analysis using a Kinect Camera and Wavelets», en *2018 IEEE 20th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom)*, pp. 1-5.
- [63] B. Muñoz, J. Valderrama, J. Arango, Y. Castaño, A. Navarro, y J. Orozco, «Objective arm swing analysis in early-stage Parkinson's disease using an RGB-D Camera (Kinect®)», *J Parkinsons Dis*, vol. 8 no. 4, pp. 563-570, ago. 2018. doi: 10.3233/JPD-181401.
- [64] S. Suk y H. Kojima, «Voice activated appliances for severely disabled persons», *Speech Recognition*, nov. 2008.
- [65] O. Chavez, M. Valtierra-Rodriguez, J.P. Amezcua-Sanchez, J. Millan-Almaraz, L. M. Rodriguez, A. Mungaray, A. Dominguez-Gonzalez, y J.A. Cruz-Abeyro, «Empirical wavelet transform-based detection of anomalies in ULF geomagnetic signals associated to seismic events with a fuzzy logic-based system for automatic diagnosis», *Wavelet Transform and Some of Its Real-World Applications*, dic. 2015. doi:10.5772/61163
- [66] G. Anbarjafari, P. Rasti, y M. D. y C. Ozcinar, «Resolution enhancement based image compression technique using singular value decomposition and wavelet transforms», *Wavelet Transform and Some of Its Real-World Applications*, dic. 2015. doi:10.5772/61335
- [67] D. Gradolewski, P. M. Tojza, J. Jaworski, D. Ambroziak, G. Redlarski, y M. Krawczuk, «Arm EMG Wavelet-Based Denoising System», en *Mechatronics - Ideas for Industrial Application*, 2015, Cahm, Suiza: Springer, vol 317, pp. 289-296.
- [68] C. Li, C. Zheng, y C. Tai, «Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms», *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 42, no. 1, pp. 21–28, 1995.
- [69] M. Sekine, T. Tamura, M. Akay, T. Fujimoto, T. Togawa, y Y. Fukui, «Discrimination of walking patterns using wavelet-based fractal analysis», *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 10, no. 3, pp. 188-196, sep. 2002.
- [70] M. Akay, «Wavelets in biomedical engineering», *Ann Biomed Eng*, vol. 23, no. 5, pp. 531-542, sep. 1995.

- [71] R. A. Zifchock, I. Davis, J. Higginson, y T. Royer, «The symmetry angle: a novel, robust method of quantifying asymmetry», *Gait Posture*, vol. 27, no. 4, pp. 622-627, may 2008.
- [72] J. Stebbins, M. Harrington, N. Thompson, A. Zavatsky, y T. Theologis, «Repeatability of a model for measuring multi-segment foot kinematics in children», *Gait & Posture*, vol. 23, no. 4, pp. 401-410, jun. 2006.
- [73] R. W. Hamming, «Error Detecting and Error Correcting Codes», *Bell System Technical Journal*, vol. 29, no. 2, pp. 147-160, abr. 1950.
- [74] R. Md Saad, M. Z. Ahmad, M. S. Abu, y M. S. Jusoh, «Hamming Distance Method with Subjective and Objective Weights for Personnel Selection», *The Scientific World Journal*, 2014, [en línea]. Disponible en: <https://www.hindawi.com/journals/tswj/2014/865495/>
- [75] O. Sofuwa, A. Nieuwboer, K. Desloovere, A. M. Willems, F. Chavret, y I. Jonkers, «Quantitative gait analysis in Parkinson's disease: Comparison with a healthy control group», *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, vol. 86, no. 5, pp. 1007-1013, may 2005.
- [76] I. Pachoulakis, N. Xilourgos, N. Papadopoulos, y A. Analyti, «A kinect-based physiotherapy and assessment platform for Parkinson's disease patients», *Journal of Medical Engineering*, vol. 2016, pp. 1-8, oct. 2016.
- [77] Y. J. Castaño-Pino. *Técnicas de análisis dinámico de marcha y balanceo para complementar la evaluación y el diagnóstico de la enfermedad de Parkinson mediante el software eMotion*, tesis de maestría, Universidad Icesi, Cali: Colombia, 2019.

Este libro se terminó de imprimir y encuadernar en agosto de 2019 en los talleres de Carvajal Soluciones de Comunicación, en la ciudad de Bogotá D.C. En su preparación, realizada desde la Editorial Universidad Icesi, se emplearon los tipos Gill Sans MT de 8, 10, 14 y 26 puntos, Baskerville MT Std de 9, 10, 12 y 30 puntos, Times New Roman de 10 puntos y Cambria Math de 12 puntos. La edición, que consta de 50 ejemplares, estuvo al cuidado de Claros Editores S.A.S.



**Se presenta un nuevo aporte a la reducción del nivel de subjetividad en la valoración que se realiza para el diagnóstico de la enfermedad de Parkinson o el monitoreo de su evolución y tratamiento. El texto compila los resultados de dos investigaciones: la primera, dirigida a establecer un método objetivo de medición de las variables de la marcha a través del desarrollo de un sistema capaz de detectar anomalías motoras a partir de la observación del movimiento de los brazos, utilizando acelerómetros; la segunda, enfocada en suplir la necesidad de definir técnicas de análisis que permitan transformar la información obtenida con los mecanismos reportados en las investigaciones de esta línea, en valores objetivos útiles en el contexto clínico, y por tanto centrada en proveer técnicas de análisis de señales de marcha y balanceo de los brazos y en generar algoritmos de procesamiento para ser incluidos en los análisis de pacientes (lo que demuestra la validez de los sistemas desarrollados como una alternativa que complementa, de manera válida, objetiva y replicable, el criterio del neurólogo).**

