



Unidades de Medición Inercial: una alternativa promisoriosa en la evaluación de la marcha

Tania Aznielle Rodríguez, Beatriz Machado Morciego, Leisy Serrano Blanco, Jaime Menéndez Álvarez, Gianna Arencibia Castellanos

RESUMEN / ABSTRACT

El análisis de los patrones de la marcha permite evaluar el desempeño físico en personas de diferentes edades y constituye un predictor del riesgo de caídas y de deterioro cognitivo en los adultos mayores. Esta evaluación suele realizarse en laboratorios especializados, aunque se está imponiendo el uso de Unidades de Medición Inercial (UMI), dispositivos portables para registrar la marcha de forma ambulatoria y en ambientes externos.

En este trabajo se evaluaron dos UMI para seleccionar la de mejor desempeño, considerando sus especificaciones técnicas, la robustez en la transmisión de la información y la facilidad de montaje y de uso. Se implementó un algoritmo en Matlab para detectar los eventos de la marcha, mediante la integración de la señal de acelerometría vertical y su doble derivación utilizando la transformada de ondícula continua. A partir de estos eventos, se calcularon 16 parámetros espacio-temporales (PETM). Se ejecutó un experimento exploratorio para comparar los valores de un conjunto de PETM entre la UMI *BITalino RIoT*, escogida por su mejor desempeño en los aspectos evaluados, y el sistema comercial *BTS-GWalk*, considerado como estándar de oro para la prueba.

Los valores de los PETM obtenidos con ambos dispositivos tuvieron una correlación significativa, con un coeficiente de correlación de Pearson entre 0,7218 y 0,9986. Ello indica que la UMI seleccionada permite el registro y evaluación de la marcha de forma ambulatoria con resultados satisfactorios, lo que constituye un punto de partida en la búsqueda de biomarcadores para predecir el deterioro cognitivo a partir de la marcha.

Palabras claves: Patrones de la marcha, unidades de medición inercial, parámetros espacio-temporales de la marcha, plataforma BITalino, BTS G-Walk

The analysis of gait patterns allows the evaluation of physical performance across different ages, as they are predictors of the risk of falls and of cognitive decline in older adults. Although the clinical evaluation is usually carried out in specialized laboratories, it is increasing popular the use of Inertial Measurement Units (IMU), which are portable devices that enable the ambulatory recording of gait patterns.

In this study we evaluated two IMU to select the one with better performance, according to its technical specifications, robustness in data transmission and the ease of assembly and use. An algorithm for detecting gait events in the patterns recorded was implemented in Matlab, by integrating the vertical accelerometry signals and its double derivation using the Gaussian continuous wavelet transform. 16 spatio-temporal parameters (STGF) were calculated from these events.

Recibido: 09/2023 Aceptado: 12/2023

An exploratory experiment was conducted to compare the values of a set of STGF between the IMU BITalino RIoT, chosen for its best performance in the evaluated aspects, and the commercial system BTS-GWalk, which is considered as the gold standard for the test.

The STGF values obtained with both devices were significantly correlated, with a Pearson correlation coefficient between 0,7218 and 0,9986. This indicates that the selected IMU allows the recording and assessment of gait on an outpatient basis with satisfactory results, which constitutes a starting point in searching for biomarkers to predict cognitive impairment based on gait.

Keywords: *Gait patterns, inertial measurement units, spatio-temporal gait features, BITalino platform, BTS G-Walk*

Title: *Inertial Measurement Units: a promising alternative in gait assessment*

1.- Introducción

La marcha humana, concebida como el esfuerzo combinado de los músculos, articulaciones y del sistema nervioso, es una característica propia de cada persona, determinada por múltiples factores como la edad, el sexo y el peso [1-3]. La marcha se modifica a lo largo de la vida, ya sea de manera natural debido al envejecimiento o por otras causas como el padecimiento de diferentes patologías [4]. El análisis y caracterización de los parámetros de la marcha se denomina análisis de la marcha [1] y proporciona a los médicos información valiosa sobre el estado de salud, la cognición, la identificación y progresión de una enfermedad, el riesgo de caídas, entre otros aspectos de gran importancia para la calidad de vida de los pacientes[5-11], constituyendo una valiosa herramienta clínica [2,12].

La adquisición de los patrones de la marcha en tiempo real se realiza utilizando dos tipos de sensores: ambientales y portátiles [6]. Los sensores ambientales se instalan generalmente en entornos especializados como laboratorios. Entre los más empleados se encuentran los de fuerza, los de presión y los basados en la visión como las cámaras. Por su parte, los portátiles se colocan generalmente sobre el cuerpo de los pacientes y transmiten la información de manera inalámbrica, facilitando su uso de manera ambulatoria y en actividades de la vida diaria [13].

Entre los sensores portátiles, los acelerómetros poseen características que los hacen candidatos atractivos para el monitoreo de los movimientos humanos, demostrando un alto grado de fiabilidad en las mediciones en dos dimensiones [14]. Su combinación con giroscopios y, en algunas ocasiones con magnetómetros, en las Unidades de Medición Inercial (UMI) proporciona mayor precisión en la evaluación cuantitativa del movimiento [14]. Su reducido tamaño, peso ligero, y las posibilidades de colocación en cualquier parte del cuerpo, han facilitado que estos dispositivos se utilicen para la evaluación de la marcha [15-17].

La plataforma de hardware BITalino, desarrollada por el fabricante Plux Wireless Biosignals de Portugal, está compuesta por diferentes dispositivos integrados por combinaciones de sensores que permiten la adquisición de señales bioeléctricas, biomecánicas y ambientales [18]. Entre las señales bioeléctricas que se registran se encuentran el electrocardiograma (ECG), el electroencefalograma (EEG), el electromiograma (EMG) y la respuesta simpática de la piel. Para el registro de las señales biomecánicas se utilizan sensores como los acelerómetros, giroscopios y magnetómetros. Los Estos dispositivos se han utilizado en diferentes aplicaciones, tanto médicas como en otros campos. Por ejemplo, en el estudio de Kane et al. [19] se empleó un dispositivo para el registro del ECG como parte de una plataforma de realidad virtual de circuito cerrado, con el objetivo de rehabilitar a miembros de las fuerzas armadas después de una conmoción cerebral o una lesión músculo-esquelética en las extremidades inferiores. Los sensores para la adquisición de ECG y EEG se han utilizado en una aplicación para probar métodos de aprendizaje automático en la evaluación del desempeño de la prueba Timed-Up and Go, que mide la movilidad y el riesgo de caídas en personas mayores [20]. El dispositivo *BITalino RIoT* se ha empleado con el objetivo de ayudar a nadadores y entrenadores en la evaluación del rendimiento, la mejora y la reducción de lesiones [21]. Sin embargo, en la búsqueda realizada no se han encontrado aplicaciones de estos dispositivos para la evaluación de la marcha con diferentes propósitos, ni su comparación con dispositivos similares existentes en el mercado como *BTS G-Walk*, de la compañía BTS Bioengineering (G-SENSOR, 2016) [22].

BTS G-Walk es un sistema compuesto por la UMI *G-SENSOR*, que utiliza el software *G-Studio* para la adquisición de los patrones de la marcha y para el cálculo de parámetros espacio-temporales de la marcha (PETM), generando reportes con los resultados de la evaluación en dependencia del protocolo seleccionado. *BTS G-Walk* ha sido validado, comparándolo con sistemas ya establecidos para el estudio de la marcha en condiciones de laboratorio como el *GAITRite®* [23,24]. También se ha utilizado en otros estudios para la evaluación clínica de la marcha [10,25,26], por lo que puede utilizarse como estándar de oro en otros estudios.

Cuba enfrenta hoy el fenómeno demográfico del envejecimiento poblacional, incrementándose cada año el por ciento de adultos mayores respecto al total de la población [27]. El Centro de Neurociencias de Cuba (CNEURO) tiene entre sus propósitos contribuir al envejecimiento saludable de nuestra población mediante el uso de tecnologías baratas y de fácil uso como las UMI. Una de sus líneas de trabajo se ha enfocado en la detección de biomarcadores tempranos del deterioro cognitivo en la marcha humana, con el uso de estas tecnologías en combinación con programas y algoritmos enfocados en su cálculo y evaluación. Este trabajo tuvo como objetivos: (a) evaluación de las dos UMI disponibles (*BITalino (r)evolution Plugged BLE* y *BITalino RIoT*) y selección de la más apropiada para el registro de los patrones de la marcha, y (b) comparación de los PETM calculados con la UMI seleccionada y los extraídos del sistema comercial *BTS G-Walk*. Los resultados que en él se presentan son un punto de partida para evaluación de la relación entre la marcha y la cognición, lo que permitirá desarrollar dispositivos que puedan utilizarse en beneficio de la salud de los adultos mayores.

2.- Materiales y Métodos

2.1.- Selección de la UMI

En el marco de un proyecto de investigación de CNEURO para encontrar biomarcadores tempranos del deterioro cognitivo en adultos mayores, se adquirieron dos UMI: *BITalino (r)evolution Plugged BLE* (UMI *BLE*) y *BITalino RIoT* (UMI *RIoT*), ambas del fabricante Plux Wireless Biosignals, Portugal. Estos dispositivos se utilizan en diferentes aplicaciones biomédicas [28,29]. La UMI *BLE* consta de un módulo principal, al que se conectan mediante cables los diferentes sensores que se encuentran en módulos independientes. La UMI *RIoT* es un único módulo cuyos sensores son internos. Se evaluó el desempeño de ambas UMI con el propósito de determinar la más apropiada para el registro de los patrones de la marcha [30]. Los aspectos considerados en la evaluación fueron: especificaciones técnicas, robustez en la transmisión de la información y facilidad de montaje y de uso.

En cuanto a las especificaciones técnicas, se realizó una comparación que incluyó: los tipos de sensores que utilizan para el registro de los patrones de la marcha, el tipo de comunicación que emplean, la frecuencia de muestreo que permiten y las opciones de calibración.

Para evaluar la robustez en la transmisión de la información sin pérdidas entre la UMI y una computadora, se realizaron varios experimentos en dos tipos de ambientes: interior y exterior. Se utilizó un adulto joven del sexo femenino para realizar estos experimentos y se le instruyó que caminara diferentes distancias (10, 20, 30 y 40 m) a su paso normal en una sola dirección. En todos los casos la computadora se colocó en la mitad de la trayectoria, de forma tal que la máxima distancia entre ella y la UMI en cada una de las caminatas fuera de 5, 10, 15 y 20 m, respectivamente. Se utilizó el software *OpenSignals (r)evolution*, desarrollado por el mismo fabricante de las UMI, para el registro de las señales en la computadora y para almacenar los patrones de la marcha en archivos de tipo texto, fácilmente utilizables en cualquier aplicación.

Para evaluar las facilidades de montaje y de uso se realizó un experimento con 10 adultos jóvenes que expresaron su consentimiento para participar en el experimento y cuyas características demográficas se reflejan en la Tabla 1. Los participantes no presentaron trastornos neurológicos ni enfermedades del sistema osteomuscular que les impidieran caminar. El experimento consistió en registrar la marcha en dos condiciones (caminata normal y caminata rápida) en una distancia de 10 m, en una sola dirección. A todos los participantes se les colocó la UMI *BLE* con el módulo principal en el lado derecho de la cintura y el sensor ACC fijado al tobillo derecho, mientras que la UMI *RIoT* se ubicó en la cintura a nivel de la vértebra L3 [15,31-34]. Se valoró el tiempo de montaje de ambos dispositivos, su facilidad para ajustarlos a los sujetos y la seguridad de la fijación durante la ejecución del experimento.

Tabla 1

Características demográficas de la muestra usada en el experimento para evaluar las facilidades de montaje y de uso de los sensores

	Valores
N	10
Edad (años)	28,89 ± 4,28 [24-34]
Sexo (% mujeres)	5 (50)
Longitud de la pierna (cm)	83,30 ± 4,79 [73-89]
Índice de Masa Corporal (kg/m ²)	24,05 ± 3,77 [16,63-29,03]

Los datos se presentan como: Media ± Desviación estándar [Mínimo-Máximo]

2.2.- Comparación con el sistema comercial *BTS G-Walk*

Todos los métodos descritos en este epígrafe se basan la comparación entre el sistema comercial *BTS G-Walk* y la UMI *RIoT*.

2.2.1.- Cálculo de los parámetros espacio-temporales de la marcha

Para el cálculo de los PETM se siguieron un conjunto de pasos que se presentan en la Fig.1 y que se describen en detalles a continuación.

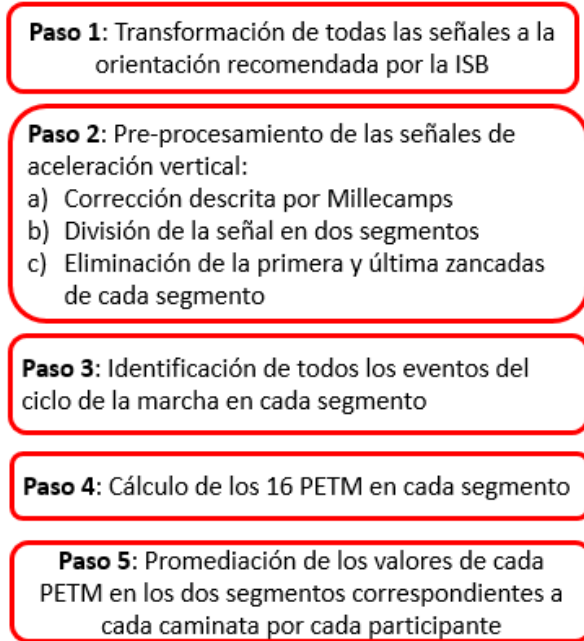


Figura 1

Diagrama de flujo del procesamiento de datos.

Paso 1

La UMI *RIoT* se colocó en la espalda baja o columna lumbar a nivel de la vértebra L3, ubicación utilizada en algunos estudios de la marcha [15,31-34]. Debido a las características de fabricación del dispositivo, su orientación fue un aspecto que se tuvo en cuenta a la hora de colocarlo sobre el sujeto. La orientación más cómoda se muestra en la Fig. 2, la cual garantiza su estabilidad y fijación durante las caminatas realizadas.

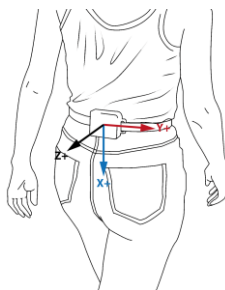


Figura 2

Ubicación y orientación de la UMI *RIoT*.

Sin embargo, esta orientación no se ajusta a la recomendada por la Sociedad Internacional de Biomecánica (ISB, por sus siglas en inglés) para reportar los datos cinemáticos de la marcha [35] que se muestra en la Fig. 3. En ella se indica el sentido positivo de cada eje mediante la orientación de la flecha correspondiente. Fue necesario renombrar todos los ejes e invertir el signo de las señales en los ejes antero-posterior y vertical para cumplir con esta recomendación.

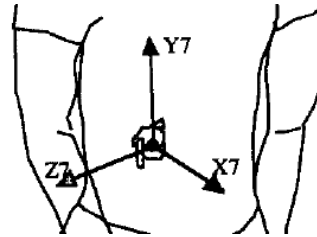


Figura 3

Convenio establecido por la ISB para el marco de referencia de las señales registradas en el centro de masa para los tres ejes [35].

Paso 2

Se seleccionaron las señales de aceleración vertical para el cálculo de los PETM por ser ampliamente utilizadas en otros estudios de la marcha [36]. No se han encontrado efectos significativos de la edad en estas señales [37], siendo la magnitud de este efecto sobre los PETM menores que los calculados a partir de otros ejes [38].

Como parte del pre-procesamiento se realizó la corrección descrita por Millecamps et al. [39], para eliminar la posición imprecisa de la UMI y el efecto del componente de gravedad sobre las aceleraciones. Posteriormente, las señales de acelerometría se dividieron en dos segmentos, uno para cada dirección de la caminata. Para ello se identificó el instante de tiempo en el que el sujeto realiza el giro, el cual coincide con el momento en el que se alcanza el valor máximo de la velocidad angular respecto al eje vertical, dentro de una ventana de tiempo centrada en la mitad del tiempo total de la caminata. El instante identificado se empleó para la división de la señal. En cada segmento se eliminaron las muestras correspondientes a la primera y la última zancada, con el objetivo de descartar los efectos de la aceleración cuando se comienza a caminar y de la desaceleración cuando se va a realizar el giro o se va a finalizar la caminata.

Paso 3

Para estimar los PETM, se identificaron los dos eventos más importantes del ciclo de la marcha: el contacto inicial (CI) o contacto del talón y el contacto final (CF) o elevación del pie, los que definen las diferentes fases que conforman este ciclo. Para ello se utilizó el algoritmo propuesto por McCamley et al. [40]. Este método realiza inicialmente una integración de la señal para suavizarla y luego aplica una primera derivación utilizando la transformada de ondas continuas. Los instantes de CI se localizan en los mínimos de esta señal resultante. Posteriormente, se ejecuta una segunda derivación utilizando la misma transformada y los instantes de CF se ubican en los picos máximos de la señal obtenida.

Paso 4

A partir de los instantes CI y CF, se calcularon 16 variables espacio-temporales utilizando algoritmos reportados en la literatura, para cada segmento. Las variables calculadas fueron: tiempo del paso, variabilidad del tiempo del paso, tiempo de la zancada, variabilidad del tiempo de la zancada, cadencia, valor medio cuadrático de la aceleración vertical, duración del doble apoyo, duración del apoyo sencillo, duración de la fase de balanceo del pie derecho, duración de la fase de balanceo del pie izquierdo, duración de la fase de apoyo del pie derecho, duración de la fase de apoyo del pie izquierdo, duración del paso del pie izquierdo, duración del paso del pie derecho, longitud del paso y velocidad de la marcha [41-48].

Paso 5

Como las tres caminatas de cada participante estaban compuestas por dos segmentos en los cuales se calcularon los 16 PETM, el paso final consistió en promediar los valores de ambos segmentos para obtener un valor único de cada parámetro por caminata y por participante.

Se desarrollaron scripts en Matlab para la lectura de los datos almacenados en los archivos de texto generados por el software *OpenSignals (r)evolution*. También se implementaron scripts para realizar el pre-procesamiento de las señales y para calcular los PETM descritos anteriormente.

2.2.2.- Comparación con *BTS G-Walk*

Para validar el sistema compuesto por la UMI seleccionada y los algoritmos desarrollados para el cálculo de los PETM, se ejecutaron registros de la marcha utilizando una muestra de 3 participantes del sexo femenino con edades comprendidas entre los 24 y 51 años. Las características morfo-funcionales de los participantes fueron diferentes, teniendo cada uno un Índice de Masa Corporal en las categorías: Bajo peso, Normal y Sobrepeso. La longitud de la pierna también fue diferente con valores entre 73 y 84 cm (media: 77,67 cm; desviación estándar: 5,69 cm). Se instruyó a los participantes para caminar 20 m en línea recta en un entorno plano y sin obstáculos, 10 m en una dirección y luego girar de vuelta al punto inicial. Los participantes realizaron 3 caminatas diferentes: (a) a una velocidad cómoda y auto elegida, (b) a una velocidad lenta y (c) a una velocidad rápida. Finalmente se obtuvieron 9 caminatas por cada dispositivo para poder realizar la comparación entre ambos con los mismos sujetos.

Se colocaron ambas UMI en la región lumbar de los participantes, la seleccionada a nivel de la vértebra L3 y la *BTS G-Walk* a nivel de las vértebras S1-S2, según las recomendaciones del fabricante acorde al protocolo seleccionado [22]. Ambas UMI se ajustaron con un velcro para evitar movimientos de los dispositivos y, por consiguiente, ruido en los registros.

Los registros de los patrones de la marcha se realizaron simultáneamente mediante la ejecución de los programas *OpenSignals (r)evolution*, para la UMI seleccionada, y G-Studio, para el sistema *BTS G-Walk*, en dos computadoras independientes. En el primer caso, cada caminata se almacenó en un archivo texto (.txt), codificado de forma que se correspondiera con el código asignado a cada sujeto y con el tipo de caminata ejecutada. En el segundo caso, se seleccionó en el software el protocolo *Walk+*, que se corresponde con el experimento a ejecutar, y los resultados obtenidos se almacenaron en un reporte en formato PDF.

Aunque ambos sistemas calculan varios PETM, los parámetros comunes que pudieron compararse son: Cadencia (pasos/min), Velocidad (m/s), Tiempo de la zancada (s), Longitud de la zancada (m), Duración de la fase de apoyo (s) y Duración de la fase de oscilación (s). Sus valores se almacenaron en un archivo Excel importable por el Matlab, para poder ejecutar los análisis posteriores.

Se calculó la correlación lineal mediante el coeficiente de correlación de Pearson (r), utilizado en estudios similares para validar la concordancia entre los PETM calculados con diferentes sistemas [49]. El signo de este coeficiente indica si la correlación es positiva o negativa y su valor brinda una medida de la correspondencia entre los parámetros comparados. Se tuvo en cuenta también el p-valor para cuantificar si la correlación es estadísticamente significativa, con un nivel de significación menor del 5 %. Otro método de comparación utilizado fue el gráfico de Bland-Altman [50] para evaluar la variabilidad entre ambos sistemas. También se calculó el error relativo de todos los parámetros comparados, considerándose como aceptable un valor menor del 10 %. Todos los cálculos se realizaron utilizando el software Matlab [51].

3.- Resultados y Discusión

3.1.- Selección de la UMI

Las especificaciones técnicas de las UMI evaluadas se resumen en la Tabla 2.

Tabla 2
Especificaciones técnicas principales de las UMI evaluadas

Característica	UMI <i>BLE</i>	UMI <i>RIoT</i>
Sensores	Acelerómetro triaxial (ACC), Electromiografía (EMG), Electrocardiografía (ECC), Respuesta simpática de la piel (EDA), Electroencefalografía (EEG), De luz (LUX)	Acelerómetro triaxial Giroscopio triaxial Magnetómetro triaxial
Comunicación	Bluetooth de bajo consumo	Wi-Fi
Frecuencia de muestreo	1, 10, 100 o 1000 Hz, dependiendo del sensor	200 Hz
Calibración	Sí	Sí

En la evaluación de las UMI se comprobó que, a pesar de que ambas constan de acelerómetro triaxial, la presencia de giroscopio y magnetómetro en la UMI *RIoT* aporta más información de los patrones de la marcha y facilita la aplicación de algoritmos para calcular los PETM [34,52]. Una ventaja de UMI *BLE* es la presencia de sensores que, aunque no se usan para la evaluación de la marcha propuesta en este trabajo, facilitan la medición de diferentes señales fisiológicas. Estas señales, combinadas con los patrones de la marcha, pueden ser útiles en futuras aplicaciones.

En cuanto a la frecuencia de muestreo que permiten, el sensor ACC de la UMI *BLE* utiliza 100 Hz, mientras que la UMI *RIoT* emplea 200 Hz. Se ha reportado que la actividad humana tiene componentes de frecuencia por debajo de los 20 Hz y que el 99 % del gasto de energía se consume en actividades con una frecuencia por debajo de los 15 Hz [53]. Esto significa que ambos dispositivos son factibles de utilizar, aunque una mayor frecuencia de muestreo permite una mejor representación de la señal registrada y mayor precisión.

Los dispositivos evaluados utilizan diferentes tipos de comunicación, como se refleja en la Tabla 2. Al evaluar la robustez en la transmisión de la información sin pérdidas, según el experimento descrito anteriormente, se obtuvieron los resultados que se presentan en la Tabla 3 en los ambientes interno y externo. La distancia reflejada en la tabla es la que existe entre la computadora y el dispositivo.

Tabla 3
Resultados del experimento para verificar la robustez en la transmisión de la información

Distancia (m)	Comunicación con la UMI <i>BLE</i>	Comunicación con la UMI <i>RIoT</i>
5	Se mantiene	Se mantiene
10	Se mantiene	Se mantiene
15	Se pierde	Se mantiene
20	Se pierde	Se mantiene

Como se aprecia en la tabla, la UMI *BLE* presenta menor alcance que la *RIoT* por el tipo de comunicación que utiliza (Bluetooth de bajo consumo). La transmisión de datos desde este dispositivo se interrumpió en varias ocasiones durante los registros realizados, incluso dentro de la distancia permitida por este tipo de comunicación, lo que denota una mayor inestabilidad. Esto se ha reportado en otro estudio comparativo de UMI, donde el dispositivo que utilizaba este tipo de transmisión se comportó de manera inestable, provocando la pérdida de información [30]. La comunicación Wi-fi presentó una mayor estabilidad, manteniéndose la comunicación en todas las distancias y en todos los sujetos registrados en ambos ambientes, en coincidencia con el estudio de Qureshi et al. [54].

En la Tabla 4 se muestran algunos aspectos considerados para evaluar las facilidades de montaje y de uso de ambos dispositivos.

Tabla 4
Resultados de la comparación relativa al uso y montaje de los dispositivos

Aspecto	UMI <i>BLE</i>	UMI <i>RIoT</i>
Tiempo promedio de montaje (s)	30	16
Desprendimiento del sensor durante la caminata normal	No se produjo desprendimiento en ningún sujeto	No se produjo desprendimiento en ningún sujeto
Desprendimiento del sensor durante la caminata rápida	Se desprendió el sensor en 5 caminatas	No se produjo desprendimiento

En general, es más cómodo el trabajo con la UMI *RIoT* dado que su colocación en el lugar deseado es más sencilla y rápida por contar con un solo módulo que integra los tres sensores. Esto no ocurre con la UMI *BLE*, donde es necesario fijar por separado el módulo principal y los sensores, lo que resulta más trabajoso para el especialista a cargo del experimento, menos cómodo para el sujeto que lo porta y requiere el doble de tiempo para el montaje, como se aprecia en la Tabla 4. Por otra parte, dado que los sensores se conectan al módulo principal mediante cables, existe el riesgo de perder datos si alguno de ellos se desconecta.

La fijación adecuada de los sensores es un tema crucial, ya que una colocación inapropiada puede generar interferencias en los registros [1]. En nuestro estudio la UMI *BLE* mostró un comportamiento más crítico al desprenderse en cinco ocasiones el sensor ACC fijado al tobillo debido al propio movimiento del sujeto durante la marcha. Esto sucedió fundamentalmente en aquellos sujetos con longitud de la pierna de 85 cm o más (ver Tabla 1), pues la longitud del cable que conecta el sensor es de 100 cm y en estos casos el cable quedó más tenso. Estos eventos adversos ocurrieron solamente durante la caminata rápida, por ser más bruscos los movimientos respecto a la caminata normal. En el caso de la UMI *RIoT*, nunca se produjo este problema, pero se introdujo ruido en un registro debido al movimiento del dispositivo cuando este no se ajustó correctamente en la cintura del sujeto. En todos los casos descritos fue necesario repetir el registro tomando las medidas adecuadas para la fijación del dispositivo o sensor.

Como se puede apreciar, de forma general la UMI *RIoT* tuvo un mejor desempeño en todos los aspectos valorados, por lo que se seleccionó para realizar los registros que se presentan en este trabajo.

3.2.- Comparación de la UMI seleccionada con el sistema *BTS G-Walk*

Dado que el número pasos ejecutados por cada participante en cada tipo de caminata fue diferente (mayor en la caminata lenta y menor en la caminata rápida), la duración del ciclo de la marcha se modificó en correspondencia, lo cual se reflejó en los patrones de la marcha registrados con la UMI *RIoT*. En la Fig. 4 se presentan las señales de acelerometría vertical (ACC) y de velocidad angular (GYR) correspondientes al registro de la marcha de un adulto joven durante una caminata a una velocidad cómoda y auto elegida, registradas con ese dispositivo. La línea vertical en negro muestra el instante de tiempo donde se alcanza el máximo valor de la velocidad angular en la ventana central del registro. Este instante de tiempo permite la división del registro en los segmentos correspondientes a las dos direcciones de la marcha.

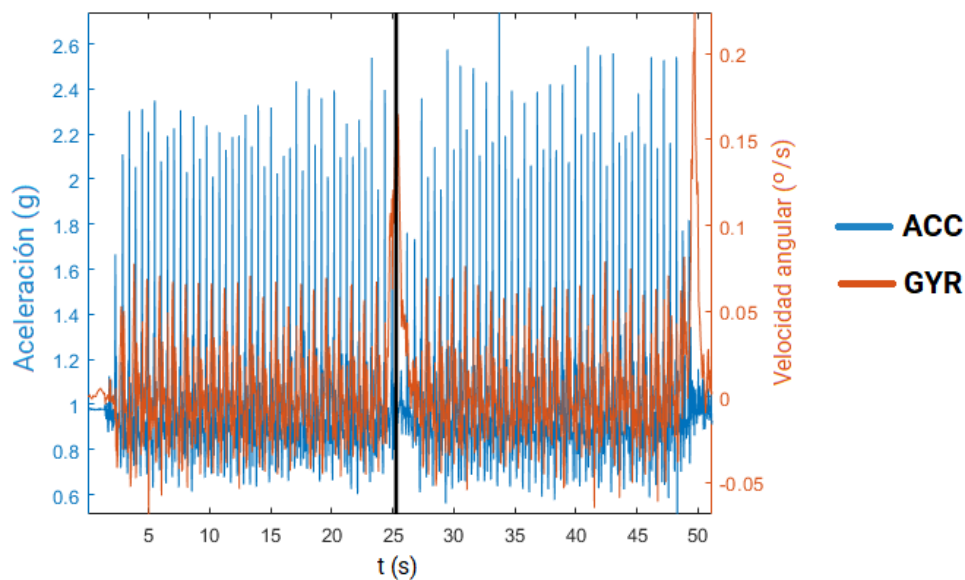


Figura 4

Localización del instante de tiempo que permite dividir un registro de acelerometría con la UMI *RIoT* en los segmentos correspondientes a las dos direcciones de la marcha, durante una caminata a una velocidad cómoda y auto elegida.

En los dos segmentos obtenidos se calcularon los eventos de la marcha a partir de la identificación de los eventos CI y CF. En la Fig. 5 se muestran los eventos identificados en un fragmento del registro de la marcha de dos participantes (AJ1 y AJ2). Los eventos CI se localizan en la primera derivada de la aceleración vertical (ACCy) luego de ser suavizada previamente, mientras que los eventos CF se ubican en la segunda derivada.

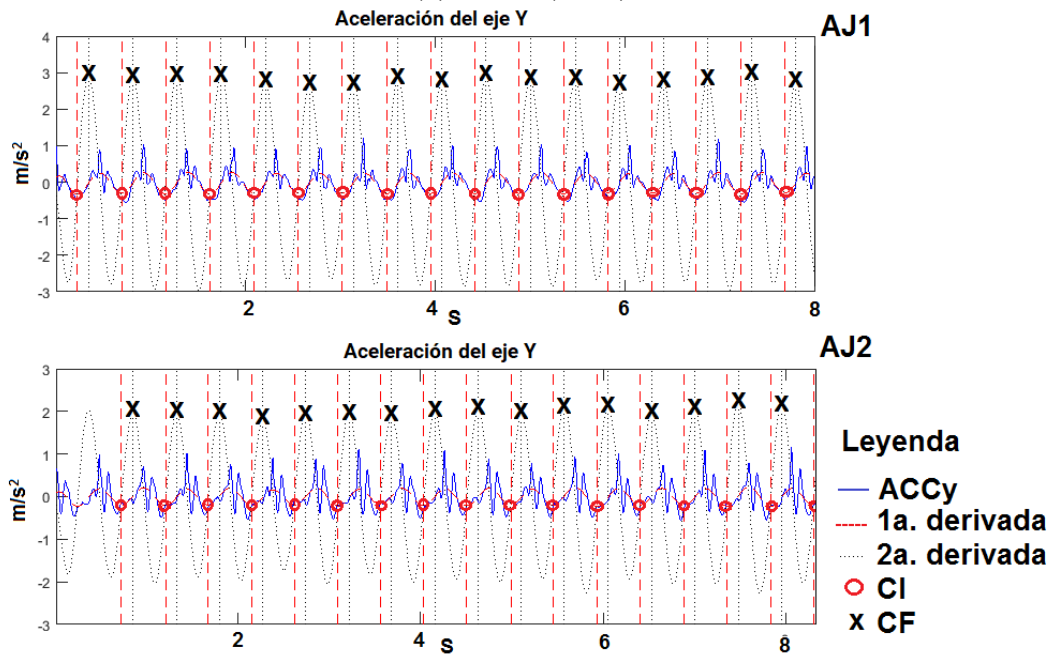


Figura 5

Segmento del registro de la marcha durante una caminata normal en una dirección de dos adultos jóvenes (AJ1 y AJ2), donde se muestran los eventos CI y CF.

A partir de la localización de estos eventos se calcularon los mismos PETM que brinda el sistema *BTS G-Walk*, utilizando diferentes algoritmos descritos en la literatura y programados en Matlab. Se realizó la comparación de los valores obtenidos mediante la correlación de Pearson, cuyos resultados se muestran en la Tabla 5.

Tabla 5
 Resultados de la correlación entre la UMI *RIoT* y el sistema *BTS G-Walk*

Característica espacio-temporal	r	p	Error relativo (%)
Cadencia	0,9948	0,0000	3,74
Velocidad	0,9818	0,0000	4,88
Tiempo de la zancada	0,9986	0,0000	3,65
Longitud de la zancada	0,7218	0,0281	6,02
Duración de la fase de apoyo	0,9811	0,0000	2,43
Duración de la fase de oscilación	0,9942	0,0000	7,34
Duración del apoyo doble	0,9556	0,0001	9,71
Duración del soporte individual	0,9872	0,0000	2,72

r: Coeficiente de correlación de Pearson, p: p-valor

Como se puede apreciar en la tabla, el coeficiente de correlación de Pearson tiene valores positivos cercanos a 1 en casi todos los PETM. Esto indica una correlación fuerte y positiva entre los parámetros calculados con ambas UMI (rango: 0,7218 a 0,9986), pues todos los valores están por encima de 0,7. El valor de p en todos los casos también corrobora que la correlación fue significativa debido a que es menor que el nivel de significancia de 0,05, lo que permite rechazar la hipótesis nula de que no existe correlación entre ambos sistemas. El error relativo en todos los casos fue menor del 10 %, lo cual es aceptable. El comportamiento de todos los PETM para cada uno de los sujetos en cada una de las caminatas, teniendo en cuenta sus características morfo-funcionales, fue igual con ambos dispositivos, es decir, en el caso que un parámetro fue mayor con *RIoT*, también lo fue con *BTS G-Walk* y viceversa.

Al analizar el gráfico de Bland-Altman, que se muestra en la Fig. 6, también se puede apreciar la alta correlación entre cinco de los parámetros comparados, aquellos cuya unidad de tiempo es segundos.

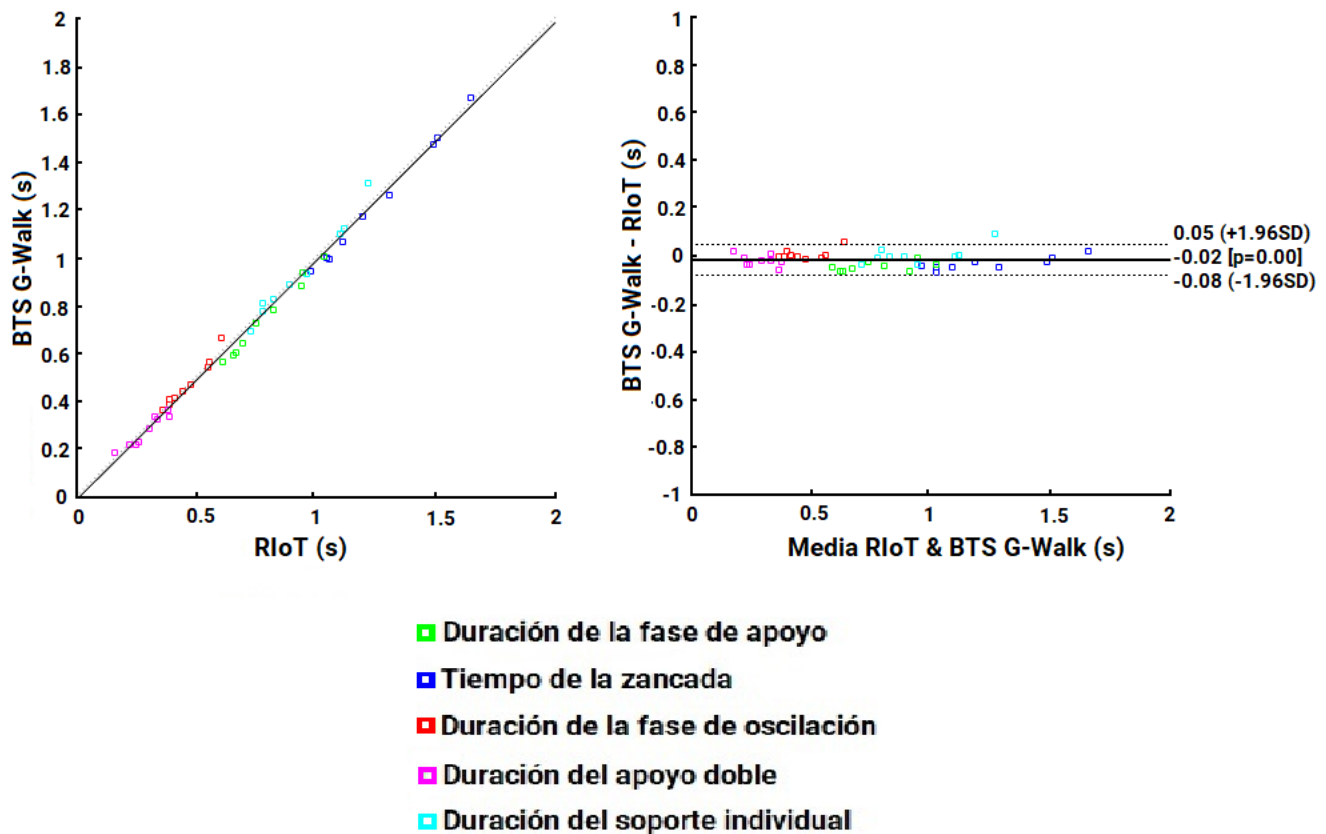


Figura 6

Gráfico de Bland-Altman para cinco de los parámetros espacio-temporales de la marcha comparados entre ambas UMI.

Los resultados expuestos sugieren que la UMI *RiOT* es adecuada para registrar patrones de la marcha a partir de los cuales pueden calcularse PETM confiables, utilizando los algoritmos seleccionados en este trabajo. La metodología empleada para los registros de la marcha con este tipo de tecnología es sencilla y fácilmente reproducible en cualquier entorno, teniendo en cuenta el alcance de la comunicación empleada. En este estudio los registros se ejecutaron en entornos cerrados y al aire libre y en todos los casos el desempeño de la UMI seleccionada fue satisfactorio.

La literatura disponible muestra que el uso de las UMI para el registro y evaluación de la marcha es un área de I+D de gran actualidad e interés [1,12,25,31,32,49,55,56-63]. En Cuba, se conoce que existen varios grupos trabajando con este tipo de dispositivos en la Universidad Tecnológica de La Habana, la Universidad Central Marta Abreu y la Universidad de Oriente. Se reporta el uso de UMI para el análisis de los patrones de la marcha relacionado con el riesgo de caídas en el trabajo de Companioni et al. [64]. También se reporta la utilización de sensores inerciales y UMI con otros fines como: sistemas de navegación [65], rehabilitación motora de miembros superiores [66] y cuantificación de la actividad física [67].

4.- Conclusiones

En este trabajo se evaluaron dos UMI de la plataforma BITalino con el fin de seleccionar la más adecuada para el registro de patrones de la marcha. Como resultado de la evaluación se seleccionó la UMI *RiOT* por mostrar mayor fiabilidad en los registros de la marcha en diferentes entornos y estabilidad en la comunicación con la computadora. Los PETM obtenidos con esta UMI mostraron una alta correlación con los del sistema comercial *BTS G-Walk*. Estos resultados demuestran que la

UMI seleccionada es una alternativa promisorio para el registro y evaluación de la marcha de forma ambulatoria, fuera de laboratorios especializados, y constituyen un punto de partida para el estudio de la relación entre la marcha y la cognición en los adultos mayores.

AGRADECIMIENTOS

Los autores desean agradecer al Consejo Interuniversitario de Universidades Flamencas de Bélgica (VLIR-UOS) por donar los recursos necesarios para la ejecución de este trabajo, el cual forma parte del proyecto conjunto “Escuela Cubana de Neurotecnología para el Envejecimiento Cognitivo” (CU2017TEA436A103) entre el Centro de Neurociencias de Cuba y las universidades de Gante y Libre de Bruselas en Bélgica.

REFERENCIAS

1. Saboor A, Kask T, Kuusik A, Alam MM, Le Moullec Y, Niazi IK, et al. Latest research trends in gait analysis using wearable sensors and machine learning: A systematic review. *IEEE Access*. 2020;8(September):167830–64.
2. Nutakki C, Mathew RJ, Suresh A, Vijay AR, Krishna S, Babu AS, et al. Classification and Kinetic Analysis of Healthy Gait using Multiple Accelerometer Sensors. *Procedia Comput Sci [Internet]*. 2020;171(2019):395–402. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.04.041>
3. Alharthi AS, Yunas SU, Ozanyan KB. Deep learning for monitoring of human gait: A review. *IEEE Sens J*. 2019;19(21):9575–91.
4. Anwary AR, Yu H, Callaway A, Vassallo M. Validity and Consistency of Concurrent Extraction of Gait Features Using Inertial Measurement Units and Motion Capture System. *IEEE Sens J*. 2021;21(2):1625–34.
5. Pieruccini-Faria F, Black SE, Masellis M, Smith EE, Almeida QJ, Li KZH, et al. Gait variability across neurodegenerative and cognitive disorders: Results from the Canadian Consortium of Neurodegeneration in Aging (CCNA) and the Gait and Brain Study. *Alzheimer’s Dement*. 2021;17(8):1317–28.
6. Cicirelli G, Impedovo D, Dentamaro V, Marani R, Pirlo G, D’Orazio TR. Human Gait Analysis in Neurodegenerative Diseases: A Review. *IEEE J Biomed Heal Informatics*. 2022;26(1):229–42.
7. Pierleoni P, Belli A, Palma L, Mercuri M, Verdini F, Fioretti S, et al. Validation of a Gait Analysis Algorithm for Wearable Sensors. 2019 Int Conf Sens Instrum IoT Era, ISSI 2019. 2019;
8. Kim JK, Bae MN, Lee KB, Hong SG. Identification of patients with sarcopenia using gait parameters based on inertial sensors. *Sensors*. 2021;21(5):1–16.
9. Khera P, Kumar N. Role of machine learning in gait analysis: a review. *J Med Eng Technol [Internet]*. 2020;44(8):441–67. Available from: <https://doi.org/10.1080/03091902.2020.1822940>
10. Mulas I, Putzu V, Asoni G, Viale D, Mameli I, Pau M. Clinical assessment of gait and functional mobility in Italian healthy and cognitively impaired older persons using wearable inertial sensors. *Aging Clin Exp Res [Internet]*. 2021;33(7):1853–64. Available from: <https://doi.org/10.1007/s40520-020-01715-9>
11. Ponciano V, Pires IM, Ribeiro FR, Marques G, Villasana MV, Garcia NM, et al. Identification of diseases based on the use of inertial sensors: A systematic review. *Electron*. 2020;9(5).
12. Wren TAL, Tucker CA, Rethlefsen SA, Gorton GE, Öunpuu S. Clinical efficacy of instrumented gait analysis: Systematic review 2020 update. *Gait Posture [Internet]*. 2020;80:274–9. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2020.05.031>
13. Petraglia F, Scarcella L, Pedrazzi G, Brancato L, Puers R, Costantino C. Inertial sensors versus standard systems in gait analysis: A systematic review and meta-analysis. *Eur J Phys Rehabil Med*. 2019;55(2):265–80.
14. Schall MC, Chen H, Cavuoto L. Wearable inertial sensors for objective kinematic assessments: A brief overview. *J Occup Environ Hyg [Internet]*. 2022;19(9):501–8. Available from: <https://doi.org/10.1080/15459624.2022.2100407>
15. Díaz S, Stephenson JB, Labrador MA. Use of wearable sensor technology in gait, balance, and range of motion analysis. *Appl Sci*. 2020;10(1).
16. Klöpfer-Krämer I, Brand A, Wackerle H, Müßig J, Kröger I, Augat P. Gait analysis – Available platforms for

outcome assessment. *Injury*. 2020;51(xxxx):S90–6.

17. Zhou Y, Romijnders R, Hansen C, Campen J van, Maetzler W, Hortobágyi T, et al. The detection of age groups by dynamic gait outcomes using machine learning approaches. *Sci Rep*. 2020;10(1):1–12.
18. Da Silva HP, Guerreiro J, Lourenço A, Fred A, Martins R. BITalino: A novel hardware framework for physiological computing. *PhyCS 2014 - Proc Int Conf Physiol Comput Syst*. 2014;(March):246–53.
19. Kane Z, Stecco E, Napoli A, Tucker C, Obeid I. The Instrumented Multitask Assessment System (IMAS). 2019 IEEE Signal Process Med Biol Symp SPMB 2019 - Proc. 2019;1–5.
20. Ponciano V, Pires IM, Ribeiro FR, Garcia NM. Data acquisition of timed-up and go test with older adults: accelerometer, magnetometer, electrocardiography and electroencephalography sensors' data. *Data Br [Internet]*. 2020;32:106306. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.dib.2020.106306>
21. Félix ER, da Silva HP, Olstad BH, Cabri J, Correia PL. Swimbit: A novel approach to stroke analysis during swim training based on attitude and heading reference system (ahrs). *Sports*. 2019;7(11):1–11.
22. G-Walk User Manual. In: Springer-Verlag. DOI: 10.1007/springerreference_28001; 2017.
23. De Ridder R, Lebleu J, Willems T, De Blaiser C, Detrembleur C, Roosen P. Concurrent validity of a commercial wireless trunk triaxial accelerometer system for gait analysis. *J Sport Rehabil*. 2019;28(6):6–9.
24. Vítečková S, Horáková H, Poláková K, Krupička R, Růžička E, Brožová H. Agreement between the GAITRite R System and the Wearable Sensor BTS G-Walk R for measurement of gait parameters in healthy adults and Parkinson's disease patients. *PeerJ*. 2020;2020(5).
25. Chen PH, Lien CW, Wu WC, Lee LS, Shaw JS. Gait-Based Machine Learning for Classifying Patients with Different Types of Mild Cognitive Impairment. *J Med Syst*. 2020;44(6):1–6.
26. Bravi M, Gallotta E, Morrone M, Maselli M, Santacaterina F, Togliola R, et al. Concurrent validity and inter trial reliability of a single inertial measurement unit for spatial-temporal gait parameter analysis in patients with recent total hip or total knee arthroplasty. *Gait Posture [Internet]*. 2020;76(December 2019):175–81. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2019.12.014>
27. ONEI. Anuario Estadístico de Cuba 2022. Población. 2023.
28. Caporaso T, Grazioso S, Di Gironimo G. Development of an Integrated Virtual Reality System with Wearable Sensors for Ergonomic Evaluation of Human–Robot Cooperative Workplaces. *Sensors*. 2022;22(6).
29. Krokidis MG, Dimitrakopoulos GN, Vrahatis AG, Tzouveleakis C, Drakoulis D, Papavassileiou F, et al. A Sensor-Based Perspective in Early-Stage Parkinson's Disease: Current State and the Need for Machine Learning Processes. *Sensors*. 2022;22(2).
30. Zhou L, Fischer E, Tunca C, Brahms CM, Ersoy C, Granacher U, et al. How we found our imu: Guidelines to IMU selection and a comparison of seven IMUs for pervasive healthcare applications. *Sensors (Switzerland)*. 2020;20(15):1–28.
31. Gondim ITG de O, de Souza C de CB, Rodrigues MAB, Azevedo IM, Coriolano M das GW de S, Lins OG. Portable accelerometers for the evaluation of spatio-temporal gait parameters in people with Parkinson's disease: An integrative review. *Arch Gerontol Geriatr*. 2020;90(April).
32. Patel M, Pavic A, Goodwin VA. Wearable inertial sensors to measure gait and posture characteristic differences in older adult fallers and non-fallers: A scoping review. *Gait Posture [Internet]*. 2020;76(September 2019):110–21. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2019.10.039>
33. Storm FA, Cesareo A, Reni G, Biffi E. Wearable inertial sensors to assess gait during the 6-minute walk test: A systematic review. *Sensors (Switzerland)*. 2020;20(9).
34. Mobbs RJ, Perring J, Raj SM, Maharaj M, Yoong NKM, Sy LW, et al. Gait metrics analysis utilizing single-point inertial measurement units: a systematic review. *mHealth*. 2022;8:0–2.
35. Wu G, Cavanagh PR. ISB recommendations for standardization in the reporting of kinematic data. *J Biomech*. 1995;28(10):1257–61.
36. Benson LC, Räisänen AM, Clermont CA, Ferber R. Is This the Real Life, or Is This Just Laboratory? A Scoping Review of IMU-Based Running Gait Analysis. *Sensors*. 2022;22(5):1–38.

37. Kobsar D, Olson C, Paranjape R, Hadjistavropoulos T, Barden JM. Evaluation of age-related differences in the stride-to-stride fluctuations, regularity and symmetry of gait using a waist-mounted tri-axial accelerometer. *Gait Posture* [Internet]. 2014;39(1):553–7. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.gaitpost.2013.09.008>
38. Kobayashi H, Kakihana W, Kimura T. Combined effects of age and gender on gait symmetry and regularity assessed by autocorrelation of trunk acceleration. *J Neuroeng Rehabil*. 2014;11(1):1–6.
39. Millecamps A, Lowry KA, Brach JS, Perera S, Redfern MS, Sejdić E. Understanding the effects of pre-processing on extracted signal features from gait accelerometry signals. *Comput Biol Med*. 2015;62:164–74.
40. McCamley J, Donati M, Grimpampi E, Mazzà C. An enhanced estimate of initial contact and final contact instants of time using lower trunk inertial sensor data. *Gait Posture*. 2012;36(2):316–8.
41. Zijlstra W. Assessment of spatio-temporal parameters during unconstrained walking. *Eur J Appl Physiol*. 2004;92(1–2):39–44.
42. Del Din S, Hickey A, Ladha C, Stuart S, Bourke AK, Esser P, et al. Instrumented gait assessment with a single wearable: An introductory tutorial. *F1000Research*. 2016;5(0):1–17.
43. Montero-Odasso M, Muir SW, Hall M, Doherty TJ, Klooseck M, Beauchet O, et al. Gait variability is associated with frailty in community-dwelling older adults. *Journals Gerontol - Ser A Biol Sci Med Sci*. 2011;66 A(5):568–76.
44. Granat M, Clarke C, Holdsworth R, Stansfield B, Dall P. Quantifying the cadence of free-living walking using event-based analysis. *Gait Posture* [Internet]. 2015;42(1):85–90. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.gaitpost.2015.04.012>
45. Yang M, Zheng H, Wang H, McClean S, Newell D. IGAIT: An interactive accelerometer based gait analysis system. *Comput Methods Programs Biomed* [Internet]. 2012;108(2):715–23. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2012.04.004>
46. Jarchi D, Pope J, Lee TKM, Tamjidi L, Mirzaei A, Sanei S. A Review on Accelerometry-Based Gait Analysis and Emerging Clinical Applications. *IEEE Rev Biomed Eng*. 2018;11(c):177–94.
47. Hollman JH, Mcdade EM, Petersen RC. Normative spatiotemporal gait parameters in older adults. *Gait Posture* [Internet]. 2011;34(1):111–8. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.gaitpost.2011.03.024>
48. Del Din S, Godfrey A, Rochester L. Validation of an Accelerometer to Quantify a Comprehensive Battery of Gait Characteristics in Healthy Older Adults and Parkinson’s Disease: Toward Clinical and at Home Use. *IEEE J Biomed Heal Informatics*. 2016;20(3):838–47.
49. Riek PM, Best AN, Wu AR. Validation of Inertial Sensors to Evaluate Gait Stability. *Sensors*. 2023;23(3):1–13.
50. Gerke O. Reporting standards for a bland-altman agreement analysis: A review of methodological reviews. *Diagnostics*. 2020;10(5):1–17.
51. Zhou L, Tunca C, Fischer E, Brahms CM, Ersoy C, Granacher U, et al. Validation of an IMU Gait Analysis Algorithm for Gait Monitoring in Daily Life Situations. *Proc Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc EMBS*. 2020;2020-July:4229–32.
52. Gwak M, Woo E, Sarrafzadeh M. The role of accelerometer and gyroscope sensors in identification of mild cognitive impairment. 2018 IEEE Glob Conf Signal Inf Process Glob 2018 - Proc. 2019;434–8.
53. Antonsson EK, Mann RW. The frequency content of gait. 1985;18(I):39–47.
54. Qureshi UM, Umair Z, Hancke GP. Indoor Localization using Wireless Fidelity (WiFi) and Bluetooth Low Energy (BLE) signals. 2019 IEEE 28th Int Symp Ind Electron. 2019;2232–7.
55. Bogen B, Aaslund MK, Ranhoff AH, Moe-Nilssen R. Two-year changes in gait variability in community-living older adults. *Gait Posture*. 2019;72(June):142–7.
56. Keloth SM, Viswanathan R, Jelfs B, Arjunan S, Raghav S, Kumar D. Which gait parameters and walking patterns show the significant differences between Parkinson’s disease and healthy participants? *Biosensors*. 2019;9(2).
57. Patoz A, Lussiana T, Breine B, Gindre C, Malatesta D. A Single Sacral-Mounted Inertial Measurement Unit to Estimate Peak Vertical Ground Reaction Force, Contact Time, and Flight Time in Running. *Sensors*. 2022;22(3).
58. Mancioffi G, Fiorini L, Rovini E, Cavallo F. The use of Motor and Cognitive Dual-Task quantitative assessment on subjects with mild cognitive impairment: A systematic review. *Mech Ageing Dev* [Internet]. 2021;193(August

59. Mc Ardle R, Del Din S, Galna B, Thomas A, Rochester L. Differentiating dementia disease subtypes with gait analysis: feasibility of wearable sensors? *Gait Posture*. 2020;76(August 2019):372–6.
60. Voss S, Joyce J, Biskis A, Parulekar M, Armijo N, Zampieri C, et al. Normative database of spatiotemporal gait parameters using inertial sensors in typically developing children and young adults. *Gait Posture*. 2020;80(April):206–13.
61. Shah V V., Rodriguez-Labrada R, Horak FB, McNames J, Casey H, Hansson Floyd K, et al. Gait Variability in Spinocerebellar Ataxia Assessed Using Wearable Inertial Sensors. *Mov Disord*. 2021;36(12):2922–31.
62. Kim KJ, Gimmon Y, Millar J, Schubert MC. Using inertial sensors to quantify postural sway and gait performance during the tandem walking test. *Sensors (Switzerland)*. 2019;19(4):1–10.
63. Kang GE, Yang J, Najafi B. Does the presence of cognitive impairment exacerbate the risk of falls in people with peripheral neuropathy? An application of body-worn inertial sensors to measure gait variability. *Sensors (Switzerland)*. 2020;20(5).
64. Companioni Rodríguez AM, Montero Hernández FE, García Alvaredo EO. Algoritmo para la detección de caídas colocando un sensor inercial en la cabeza. In: *Convención Internacional de Salud, Cuba Salud 2022*. 2022.
65. Quesada Navarro R. Acondicionamiento de las mediciones de sensores inerciales de bajo costo con fines de navegación. UCLV Marta Abreu; 2014.
66. Coloma YP, Quesada MT, José L, Barbosa L, Sagaró R, Delisle-rodríguez D, et al. Exosqueleto Robótico de 4-GDL para la Rehabilitación de Miembro Superior. 2018;(June).
67. Bilbao AO, Álvarez VR, Triana MH. Actividad física de preescolares de La Habana. *Rev Cuba Investig Biomédicas*. 2014;33(No. 2):186–203.

CONFLICTO DE INTERESES

No existe conflicto de intereses entre los autores, ni con ninguna institución a la que cada uno está afiliado, ni con ninguna otra institución.

Las opiniones expresadas aquí son únicamente responsabilidad de los autores y no representan la posición de la Institución o las instituciones a las que están afiliados.

CONTRIBUCIONES DE LOS AUTORES

Tania Aznielle Rodríguez: Conceptualización, curación de datos, análisis formal, investigación, administración de proyecto, software, financiamiento, redacción- borrador original y redacción – revisión y edición.

Beatriz Machado Morciego: Curación de datos, análisis formal, investigación y redacción – revisión y edición.

Leisy Serrano Blanco: Curación de datos, análisis formal, investigación y redacción – revisión y edición.

Jaime Menéndez Álvarez: Curación de datos, análisis formal, investigación y software.

Gianna Arencibia Castellanos: Curación de datos, análisis formal, investigación y software.

AUTORES

Tania Aznielle Rodríguez, Ingeniera en Máquinas Computadoras, Máster en Ciencias, Centro de Neurociencias de Cuba, La Habana, Cuba, tania@cneuro.edu.cu, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3345-352X>. Principales intereses de investigación: evaluación de la marcha, relación entre la marcha y el deterioro cognitivo y aplicaciones de la Tomografía de Impedancia Eléctrica.

Beatriz Machado Morciego, Ingeniera Biomédica, Centro de Ingeniería Genética y Biotecnología, La Habana, Cuba, beatriz.machado@cigb.edu.cu. ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-1956-4403>. Principales intereses de investigación: Automatización de procesos, equipamientos de laboratorio.

Tania Aznielle, Beatriz Machado, Leisy Serrano, Jaime Menéndez, Gianna Arencibia
RIELAC, Vol. 44(3):e2301 (2023) ISSN: 1815-5928

Leisy Serrano Blanco, Ingeniera en Automática, Centro de Neurociencias de Cuba, La Habana, Cuba, leisy.serrano@cneuro.edu.cu, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4588-4300>. Principales intereses de investigación: Estudio de parámetros de la marcha y su relación con el deterioro cognitivo, investigación y aplicación de la Tomografía de Impedancia Eléctrica.

Jaime Menéndez Álvarez, Ingeniero en Telecomunicaciones y Electrónica, Máster en Ciencias de la Ingeniería Eléctrica, Bright Horizons, Florida, Estados Unidos, jaimemenendezalvarez@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7677-7022>. Principales intereses de investigación: desarrollo de software y uso de nuevas tecnologías.

Gianna Arencibia Castellanos, Ingeniera en Telecomunicaciones y Electrónica, Centro de Investigación en Tecnologías Software y Sistemas Multimedia para la Sostenibilidad, Madrid, España, gianna960525@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6538-6707>. Principales intereses de investigación: desarrollo de nuevas tecnologías electrónicas con aplicaciones biomédicas o en la industria, así como aplicación de técnicas de aprendizaje automático, reconocimiento de patrones y de procesamiento de señales e imágenes.



Esta revista se publica bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-No Comercial-Sin Derivar 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)