



2019 10 al 13 de septiembre - Cartagena de Indias, Colombia

RETOS EN LA FORMACIÓN DE INGENIEROS EN LA ERA DIGITAL

LA VELOCIDAD DE MARCHA COMO FACTOR DISCRIMINATORIO DEL RIESGO DE CAÍDA EN ADULTOS MAYORES

Pablo Eduardo Caicedo Rodríguez

**Corporación Universitaria Autónoma del Cauca
Popayán, Colombia**

Carlos Felipe Rengifo

**Universidad del Cauca
Popayán, Colombia**

Luis Eduardo Rodríguez

**Escuela Colombiana de Ingeniería
Bogotá, Colombia**

Resumen

Con el transcurrir del tiempo, las personas envejecen y empiezan a enfrentar retos de adaptación a su entorno cada vez más importantes. Después de los 65 años, estos desafíos se vuelven mucho más complejos; la movilidad, el bienestar financiero, la salud física y mental son algunos ejemplos. En el ámbito de la movilidad, los adultos mayores sufren deterioros que pueden llegar a tener consecuencias graves, como el caso de una caída; de la cual se puede generar eventos como problemas psicológicos, discapacidad o muerte. Uno de los criterios más reportados en la literatura como indicador del riesgo de caída son los antecedentes auto-reportados de caídas.

La velocidad de marcha es un parámetro que permite discriminar un grupo de adultos mayores en dos clases: con antecedente de caída y sin antecedentes de caída. Algunos sistemas de medición como el VICON, proponen que la velocidad de marcha debe ser entendida como la relación entre

la distancia que recorre el pie durante el ciclo de marcha y el tiempo que dura el ciclo de marcha¹. Sin embargo, este tipo de medida puede ser afectada por problemas de marcha tales como el paso asimétrico.

Es por lo anterior que se implementó un algoritmo que determina la media de la velocidad de marcha derivando las series de tiempo de las coordenadas cartesianas de los marcadores ubicados en la cadera. No obstante, este método presenta un inconveniente, la trayectoria puede alterar las medidas de velocidad; por consiguiente, es necesario hacer una estimación de la trayectoria y proyectar está a el nuevo sistema coordenado

Se realizó, un análisis de correlación entre este método y el presentado por VICON, encontrando una alta relación entre ambos para el caso de estudio.

Palabras clave: adulto mayor; velocidad de marcha; marcha; estadística; riesgo de caída

Abstract

Over time, people get older and begin to face significant challenges of adaptation to their environment. After the age of 65 years, these challenges become more complex; mobility, financial well-being, physical and mental health are some examples of these field challenges. In the domain of mobility, older adults suffer deterioration with severe consequences, such as a fall; from which they can generate events such as psychological problems, disability, or even death. One of the most reported criteria in the literature as an indicator of the risk of falling is the self-reported history of falls.

The speed of walking is a parameter that allows discriminating a group of older adults in two classes: with a history of falling (Faller) and without a history of falling (No-Faller). Some measuring systems, such as the VICON, propose that the speed of walking should be understood as the ratio between the distance the foot travels during the running cycle and the time the running cycle lasts. However, this type of measurement can be affected by gait problems such as asymmetric passage.

By this, an algorithm was implemented that determines the average running speed by deriving the time series of the Cartesian coordinates of the markers located on the hip. However, this method has a drawback; the trajectory can alter the speed measurements; therefore, it is necessary to estimate the trajectory and project it to the new coordinate system.

An analysis of the correlation between this method and the one presented by VICON was made, finding a high relation between both for the case study.

Keywords: elderly, gait speed, gait, statistics, falling risk

¹ Fuente: <https://www.vicon.com/faqs/software/how-does-nexus-plugin-in-gait-and-polygon-calculate-gait-cycle-parameters-spatial-and-temporal>

1. Introducción

Las caídas son una de las principales causas de muerte accidental no intencional en el mundo con aproximadamente 646.000 víctimas al año, según datos de la Organización mundial de la salud; además, los adultos mayores son el grupo etario más propenso a este fenómeno (Perell et al., 2001).

Por lo anterior existen diferentes autores que abordan el tema de la relación existente entre caídas y las características de la marcha (Gates, Smith, Fisher, & Lamb, 2008; Kyrдалen, Thingstad, Sandvik, & Ormstad, 2019; Phelan, Mahoney, Voit, & Stevens, 2015). Entre las características estudiadas se encuentran: tiempos de marcha (Greene, Mcgrath, & Caulfield, 2014), iniciación de la marcha (Fuke, Suzuki, & Doi, 2012), entre otros.

Una de las características que han sido tratadas por algunos autores es la velocidad de marcha (Kyrдалen et al., 2019; Rinaldi & Moraes, 2015, 2016). Sin embargo, estos han utilizado definiciones que pueden ser afectadas por problemas de marcha como asimetrías de marcha, o deben ser evaluadas en dos direcciones diferentes.

En este trabajo se propone un algoritmo que estima la trayectoria de la marcha y sobre esta dirección se calcula la velocidad. Se hace

2. Materiales y métodos

El algoritmo se diseñó utilizando un conjunto de datos de ocho caminatas de un adulto joven. Para el registro de las marchas se contó con un sistema óptico de captura de movimiento VICON, el lugar de pruebas se encuentra ubicado en la Escuela Colombiana de Ingeniería y el protocolo de experimentación fue aprobado por el comité de ética de esta.

Para la colecta de datos, el sistema VICON fue configurado a 100Hz y los marcadores reflectivos sobre cada participante fueron ubicados en diferentes partes del cuerpo como se observa en la Figura 1. Cada marcha está compuesta en promedio por tres ciclos tanto para la pierna izquierda y derecha;

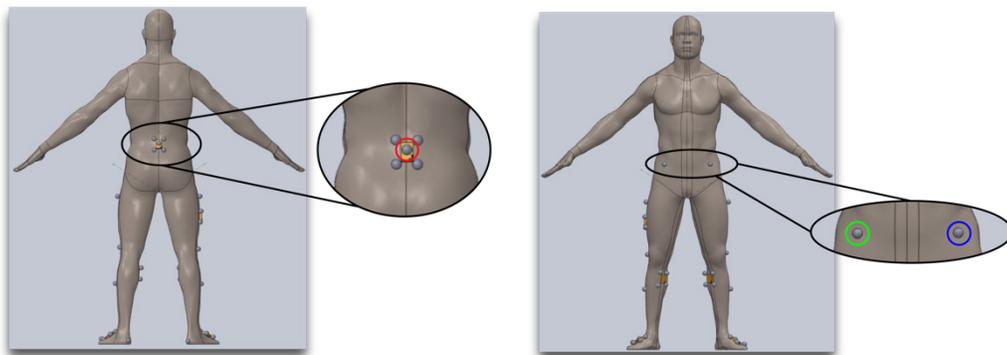


Figura 1. Ubicación de marcadores reflectivos. Vista anterior y posterior

El sistema VICON registra la posición X, Y, Z de cada uno de los marcadores reflectivos; generando las series de tiempo correspondientes al movimiento del participante. Para este trabajo se tomaron en cuenta solamente la información de cuatro marcadores etiquetados como RASI (verde), LASI (azúl) y SACR (Rojo). A partir de su promedio, se estimó un cuarto marcador de naturaleza virtual (etiquetado como CentPelvis).

La trayectoria de CentPelvis dista mucho de la línea recta; por lo que fue necesario determinar la dirección de avance del participante haciendo uso del algoritmo de mínimos cuadrados. Una vez se determina la dirección, se compensan los datos originales a través de una rotación de estos el ángulo diferencia entre la vertical y la trayectoria estimada.

La velocidad de marcha se estimó a partir de la derivada de la trayectoria en la dirección de avance; la cual se evaluó mediante el método de valor central(Gordon et al., 2014).

3. Resultados & discusión

Un ejemplo de las trayectoria del marcador virtual se puede observar en la Figura 2. Como se aprecia, la trayectoria aparece en el diagrama de dispersión (círculos de color azul). La dirección de avance se encuentra descrita por la línea púrpura. El ángulo θ , entre la vertical y la estimación de trayectoria, es el factor de compensación por el cual se rota los datos de trayectoria colectado. Es importante advertir que la Figura 2, está definida en las coordenadas del laboratorio; las cuales se definieron en el proceso de calibración del sistema VICON.

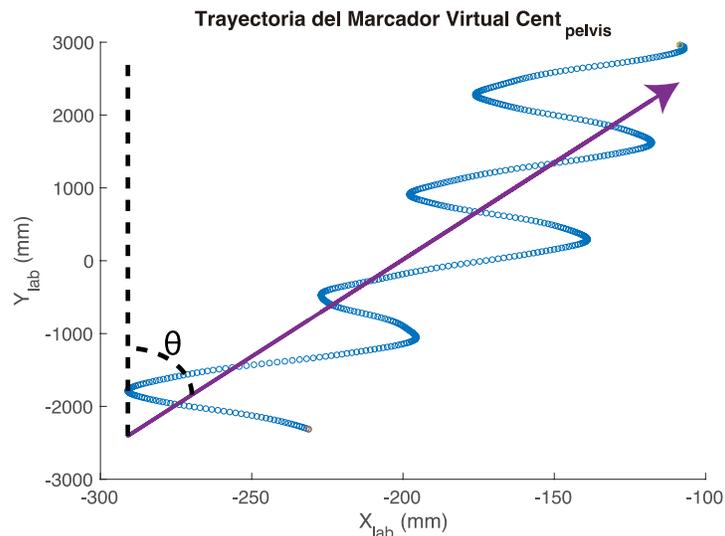


Figura 2. Trayectoria del marcador virtual.

La velocidad de avance del participante, es la derivada de la posición del marcador virtual, en la dirección de avance del participante. Una vez la información de cada marcha en el experimento

es analizada, estimando todas las series temporales de velocidad de avance se proceden a determinar las características estadísticas de estas (media, mediana, desviación estándar y rango intercuartílico). Dos de las características se enfocan en estimar un valor central de la serie y las otras dos la variabilidad. La distribución de cada una de las características se puede observar en la Figura 3.

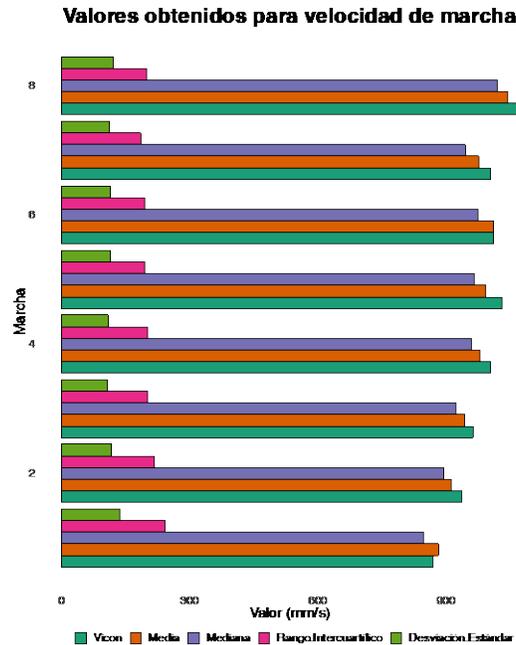


Figura 3. Distribución de las características estadística de la velocidad de avance

Al relacionar la media de la velocidad obtenida por medio de este método y la velocidad de zancada estimada por el sistema VICON se encuentra alta correlación lineal, 0.9736, de forma similar, la mediana de la velocidad y la velocidad de zancada tienen una correlación de 0.9856. De forma contraria, la correlación existente entre la velocidad de zancada obtenida en el VICON y con el rango intercuartílico (desviación estándar) es de -0.8343 (-0.5327).

La velocidad de zancada es uno de los factores discriminantes para reconocer los adultos con riesgo de caída (Rinaldi & Moraes, 2016). Estos resultados son similares a los encontrados por Soto-Varela y colaboradores (Soto-Varela et al., 2015); en los cuales se plantea que la velocidad media de marcha es un indicador de riesgo de caída múltiple; sin embargo dejaron de lado el reporte de la variabilidad de la velocidad. De igual forma Van Schooten y colaboradores (Van Schooten et al., 2015) plantean diferentes modelos de estimación de riesgo de caída en los cuales no muestran a la velocidad como un factor determinante. De igual forma trabajos más recientes como el Kyrdalen y colaboradores (Kyrdalen et al., 2019) afirman la relación descrita por los resultados. Sin embargo trabajos como el Datta y colaboradores (Datta, Datta, & Elkins, 2018) muestran que no existe relación entre las caídas y la velocidad de marcha; dada las diferencias en protocolo y en el tamaño de muestra requerirá de un estudio a mayor profundidad.

De acuerdo a lo anterior, este algoritmo tiene una alta probabilidad de permitir una medida de velocidad de progresión de la marcha que permita la discriminación de adultos con y sin riesgo de caída.

4. Conclusiones

La velocidad de avance fue determinada a partir del algoritmo de mínimos cuadrados a partir de la trayectoria generada usando el sistema de captura de movimiento VICON. Es de resaltar que este experimento fue desarrollado en un ambiente controlado, es importante replicar esta experimentación en otro tipo de ambientes y con otro tipo de sistemas de captura. Además existen muchas otras características de la marcha que deben ser exploradas y algunos exámenes clínicos que pueden ser automatizados por este medio.

5. Referencias

Artículos de Revistas

- Datta, A., Datta, R., & Elkins, J. (2018). What Factors Predict Falls in Older Adults Living in Nursing Homes: A Pilot Study. *Journal of Functional Morphology and Kinesiology*, 4(1), 3. <https://doi.org/10.3390/jfmk4010003>
- Fuke, S., Suzuki, T., & Doi, M. (2012). Estimation of falling risk based on acceleration signals during initial gait. *2012 International Conference on Biomedical Engineering, ICoBE 2012*, (February), 286–291. <https://doi.org/10.1109/ICoBE.2012.6179022>
- Gates, S., Smith, L. A., Fisher, J. D., & Lamb, S. E. (2008). Systematic review of accuracy of screening instruments for predicting fall risk among independently living older adults. *The Journal of Rehabilitation Research and Development*, 45, 1105. <https://doi.org/10.1682/JRRD.2008.04.0057>
- Gordon, D., Robertson, E., Caldwell, G., Hamill, J., Kamen, G., & Whittlesey, S. N. (2014). *Research Methods in Biomechanics*. <https://doi.org/10.1002/9780470958964>
- Greene, B. R., Mcgrath, D., & Caulfield, B. (2014). A comparison of cross-sectional and prospective algorithms for falls risk assessment, 4527–4530.
- Kyrdaalen, I. L., Thingstad, P., Sandvik, L., & Ormstad, H. (2019). Associations between gait speed and well-known fall risk factors among community-dwelling older adults. *Physiotherapy Research International*, 24(1), 1–6. <https://doi.org/10.1002/pri.1743>
- Perell, K. L., Nelson, A., Goldman, R. L., Luther, S. L., Prieto-Lewis, N., & Rubenstein, L. Z. (2001). Fall Risk Assessment Measures: An Analytic Review. *The Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences*, 56(12), M761–M766. <https://doi.org/10.1093/gerona/56.12.M761>
- Phelan, E. A., Mahoney, J. E., Voit, J. C., & Stevens, J. A. (2015). Assessment and Management of Fall Risk in Primary Care Settings. *Medical Clinics of North America*, 99, 281–293. <https://doi.org/10.1016/j.mcna.2014.11.004>
- Rinaldi, N. M., & Moraes, R. (2015). Gait and reach-to-grasp movements are mutually modified when performed simultaneously. *Human Movement Science*, 40, 38–58.

<https://doi.org/10.1016/j.humov.2014.12.001>

- Rinaldi, N. M., & Moraes, R. (2016). Older adults with history of falls are unable to perform walking and prehension movements simultaneously. *Neuroscience*, 316(December), 249–260. <https://doi.org/10.1016/j.neuroscience.2015.12.037>
- Soto-Varela, A., Faraldo-García, A., Rossi-Izquierdo, M., Lirola-Delgado, A., Vaamonde-Sánchez-Andrade, I., del-Río-Valeiras, M., ... Santos-Pérez, S. (2015). Can we predict the risk of falls in elderly patients with instability? *Auris Nasus Larynx*, 42, 8–14. <https://doi.org/10.1016/j.anl.2014.06.005>
- Van Schooten, K. S., Pijnappels, M., Rispens, S. M., Elders, P. J. M., Lips, P., & Van Dieën, J. H. (2015). Ambulatory Fall-Risk Assessment: Amount and Quality of Daily-Life Gait Predict Falls in Older Adults. *Journals of Gerontology - Series A Biological Sciences and Medical Sciences*, 70, 608–615. <https://doi.org/10.1093/gerona/glu225>

Libros

- Gordon, D., Robertson, E., Caldwell, G., Hamill, J., Kamen, G., & Whittlesey, S. N. (2014). *Research Methods in Biomechanics*. <https://doi.org/10.1002/9780470958964>

Memorias de congresos

- Fuke, S., Suzuki, T., & Doi, M. (2012). Estimation of falling risk based on acceleration signals during initial gait. 2012 International Conference on Biomedical Engineering, ICoBE 2012, (February), 286–291. <https://doi.org/10.1109/ICoBE.2012.6179022>

Sobre los autores

- **Pablo Eduardo Caicedo Rodríguez:** Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones (Universidad del Cauca), Mestría en Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones, Certificación Big Data Professional, Certificación Big Data Scientist, Candidato a Doctor en Ciencias de la Electrónica, Docente de la Facultad de Ingeniería, investigador adscrito al Grupo de Investigación en Tecnología y Ambiente (GITA). pablo.caicedo.r@uni-autonoma.edu.co.
- **Carlos Felipe Rengifo Rodas:** Ingeniero Eléctrico, Universidad del Valle. Magíster en Automática, Universidad del Valle. Magíster en Automática, Ecole Centrale de Nantes. Doctor en Automática, Robótica, Tratamiento de Señal e Informática Aplicada, Ecole Centrale de Nantes. Profesor Universidad del Cauca. caferen@unicauca.edu.co.
- **Luís Eduardo Rodríguez Cheu** Profesor titular del programa de Ingeniería Biomédica, Doctor de la Universidad Politécnica de Cataluña su experticia es el diseño e integración de prótesis y ortesis. Ha desarrollado diferentes proyectos en las áreas de robótica médica y biomecánica. En el ámbito del presente proyecto cuenta con experiencia en el diseño, evaluación y montaje de experimentos en el área de ergonomía y biomecánica en el ambiente clínico y laboral. luis.rodriguez@escuelaing.edu.co

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2019 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)