Universidad Iberoamericana Puebla

Repositorio Institucional **http://repositorio.iberopuebla.mx**

ExpoIbero Primavera 2025

Desarrollo de un sistema de procesamiento de datos con técnicas de visualización por computadora para medir el ciclo de la marcha normal

Rodríguez Orozco, Diego

2025

https://hdl.handle.net/20.500.11777/6203

http://repositorio.iberopuebla.mx/licencia.pdf

Desarrollo de un sistema de procesamiento de datos con técnicas de visualización por computadora para medir el ciclo de la marcha normal

Islas Guzmán Luis Humberto (décimo semestre en Ingeniería Biomédica)[1], Rodríguez Orozco Diego (onceavo semestre en Ingeniería en Sistemas Computacionales)[1, *], Cantú Hernández Francisco Antonio (profesor responsable)[1], Moreno Hernández Ana (profesor asesor)[1] y Pérez Aguirre Rafael (profesor asesor)[1]
[1]*Universidad Iberoamericana Puebla, San Andrés Cholula, Puebla, México*

Palabras clave: Marcha normal, Goniometría, MediaPipe.
[*]**Autor Corresponsal:** diego.rodriguez.orozco@iberopuebla.mx

Introducción

El ciclo de la marcha son los movimientos que permiten al ser humano caminar con bajo esfuerzo y mínimo gasto energético [1]. Su análisis es fundamental para diagnosticar y monitorear condiciones como el envejecimiento, enfermedades neurodegenerativas, lesiones musculoesqueléticas y trastornos neurológicos, ya que las alteraciones en la marcha afectan la independencia y calidad de vida [1, 2]. El problema de las herramientas tradicionales como la observación clínica o los electrogoniómetros, es que son costosas, invasivas y requieren personal capacitado. Por ello, surge la necesidad de sistemas automatizados basados en inteligencia artificial (IA) y visualización por computadora, que analicen el ciclo de la marcha de forma precisa, no invasiva y explicable [3]. No obstante, modelar el comportamiento del movimiento humano es complejo por su variabilidad indeterminista, por lo que se requieren modelos explicables que indiquen qué segmentos corporales influyen en sus decisiones [4]. Este proyecto tiene como objetivo desarrollar un sistema de procesamiento de datos y visualización por computadora, rama de la IA que analiza imágenes y videos para reconocer objetos y tomar decisiones [5, 6]. Se detectarán articulaciones del cuerpo humano para aplicar goniometría, técnica usada para medir ángulos articulares, enfocándose en la rodilla como primera etapa de desarrollo dentro de la detección del ciclo de la marcha [7]. Al finalizar, se compararán las señales obtenidas por el sistema con las medidas de un electrogoniómetro, dispositivo comúnmente usado para analizar el ciclo de la marcha.

Metodología

El sistema fue desarrollado en Python 3.11 con una interfaz gráfica creada con PyQt6. El software necesita una cámara, integrada en la computadora o externa conectada por cable, para capturar el video que se procesa con la librería de OpenCV a 30 FPS. El sistema, calcula el tiempo de grabación que indica el tiempo caminó el sujeto, y procesa cada frame con MediaPipe Pose, framework de Google con IA para detectar, mediante coordenadas X y Y, las articulaciones de la cadera, rodilla y tobillo de ambas piernas del sujeto frente a la cámara con una exactitud del 95% en condiciones correctas [8]. Se calculan las distancias en pares de articulaciones con sus coordenadas usando el teorema del coseno (Ec. 1), donde "a" es la distancia entre la cadera y rodilla, "b" entre la rodilla y tobillo, y "c" entre la cadera y tobillo. Esto permite determinar el ángulo articular de ambas piernas.

$$\theta = cos^{-1}\left(\frac{a^2 + b^2 - c^2}{2ab}\right) \qquad (1)$$

Posteriormente, se utilizó NumPy para procesar los datos y Pandas para guardar la información en un archivo CSV. Se empleó SciPy, para aplicar Spline como filtro para suavizar los picos y reducir el ruido en la señal. Por último, se utilizó Matplotlib para graficar los datos de los ángulos de la rodilla en el lapso registrado que indican el ciclo de la marcha. En la Figura 1, podemos ver la interfaz con el menú principal, y las opciones disponibles, la pantalla con la función de detección y graficas en tiempo real, y la pantalla con el análisis completo de los datos para análisis posterior.
Para obtener datos goniométricos, se calculó el tamaño de muestra utilizando la fórmula para poblaciones finitas. La población se definió en 70 personas (alumnos y profesores de Ingeniería Biomédica e Ingeniería en Sistemas Computacionales de la Ibero Puebla) que estén clínicamente sanas y sin antecedentes de fracturas, infecciones óseas,

malformaciones congénitas u osteomielitis, y con dismetría mínima en las piernas (entre 1 y 3 cm), el resultado fue de 47 personas.

Los 47 alumnos voluntarios que accedieron a compartir estos datos realizaron una prueba experimental para comparar las señales de las rodillas del sistema con las del electrogoniómetro de Biometrics DataLink. Se midieron al mismo tiempo para tener los mismos parámetros de distancia recorrida del sujeto y tiempo de medición. La prueba se ejecutó en un entorno controlado con iluminación adecuada y fondo verde, cada participante caminó en línea recta frente a una cámara de 1080p sobre un plano sagital. El recorrido total de cada individuo se puede observar en la Figura 2.

En el procesamiento de las señales, el conjunto de datos de las señales cuenta con una diferencia considerable, el electrogoniómetro opera a una frecuencia de muestreo de 100 Hz y el sistema genera datos en función de la tasa de cuadros del video (aproximadamente entre 5 y 10 Hz). Para comparar los datos, se desarrolló un programa en Python que recortó las señales en una misma ventana temporal, luego las interpoló a 500 muestras uniformemente distribuidas, y se aplicó un filtro digital Butterworth pasa-bajas de orden 4 con un corte de 6 Hz eliminando componentes de alta frecuencia que no representan el movimiento fisiológico real. Consecutivamente, se realizó una sincronización temporal por desplazamiento, ajustando el desfase (Shift) entre las señales para minimizar las diferencias. Se igualaron los niveles medios (offset) de ambas señales, permitiendo que la comparación se centrara en la forma del movimiento y no en diferencias arbitrarias de altura. Posteriormente, se utilizó el Error Cuadrático Medio (RMSE) y el Coeficiente de Correlación de Pearson como métrica cuantitativa complementaria, tanto para evaluar el grado de similitud punto a punto entre las señales como para evaluar la similitud de forma entre señales, permitiendo así validar el desempeño del sistema frente al goniómetro.

Resultados y Discusión

Al completar el desarrollo, se identificaron condiciones que deben ser consideradas para su uso. Una de ellas es la capacidad de hardware en la que se ejecuta, ya que el poder de cómputo disponible puede afectar la recopilación y procesamiento de datos; de los 30 FPS que se procesan, es posible que disminuyan y se extravíen imágenes, representando una pérdida de datos dentro de la señal. Otras características que afectan son la iluminación, el fondo y la ropa del sujeto, ya que influyen en la detección del cuerpo por la IA. Para mitigar estos errores, se recomienda utilizar una computadora con 8 GB de RAM, un procesador mínimo Intel i5 o Ryzen 5, cámara de 1080p, fondos de color sólido, ropa clara y poco holgada, e iluminación natural o artificial sin sombras.

Los valores de RMSE obtenidos fueron de 12.31 grados para la rodilla derecha y 10.30 grados para la rodilla izquierda, lo cual indica que, en promedio, la señal estimada por el sistema difiere de la señal real en aproximadamente 10 a 12 grados. Esta métrica refleja el error absoluto promedio entre ambas señales luego del procesamiento en las 47 señales de cada pierna. Por otro lado, el índice de correlación de Pearson (r) fue de 0.78 y 0.86 de 1, para las rodillas derecha e izquierda, respectivamente. Estos valores, que ven en la Tabla 1, indican una alta correlación positiva, lo que sugiere que la forma del ciclo de marcha estimado por el sistema es altamente similar al del electrogoniómetro.

Tabla 1: Comparación de Resultados de Error Cuadrático Medio e Índice de Correlación Shift y Offset de rodilla izquierda y derecha.

Rodilla	RMSE (°)	Correlación(r)	Shift aplicado (muestras)	Offset aplicado (°)
Derecha	12.31	0.78	19	9.56
Izquierda	10.30	0.86	19	5.24

En la Figura 3 se muestran las gráficas comparativas entre las señales de ángulo articular obtenidas con el goniómetro (señal de referencia) y las estimadas por el sistema, tanto para la rodilla derecha como para la izquierda. En general, el sistema mantiene una trayectoria angular consistente, especialmente en las zonas donde la marcha es más estable y el movimiento más predecible.

Conclusiones

Al haber completado el desarrollo del sistema, se concluye que hay una similitud visual entre las curvas, los bajos valores del RMSE respaldan la comparación del sistema como una alternativa funcional al electrogoniómetro, especialmente en aplicaciones donde no se requiere una precisión clínica milimétrica, sino el seguimiento confiable de patrones generales de movimiento. Sin embargo, existen áreas de oportunidad para mejorar el sistema, como la incorporación de otras articulaciones para un análisis más completo en el ciclo de la marcha, optimización del software para mejorar los recursos computacionales para mantener un buen desempeño en la mayoría de las computadoras donde se ejecute, también se debería de aplicar una validación clínica para poder implementar este sistema en un entorno médico con una alta confiabilidad.

Referencias

[1] González Garcés, Y., Rodríguez Labrada, R., Torres Vega, R., y Velázquez Pérez, L. “Métodos para la evaluación de la marcha y postura en pacientes con ataxias hereditarias”. Anales de la Academia de Ciencias de Cuba. Accedido el 10 de febrero de 2025. [En línea]. Disponible: http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2304-01062022000200029&lng=es&tlng=es.

[2] B. Navarro. “Ciclo y fases del ciclo de la marcha humana”. Kenhub. Accedido el 10 de febrero de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.kenhub.com/es/library/anatomia-es/ciclo-y-fases-del-ciclo-de-la-marcha-humana.

[3] L., y Carrillo-Esper, R. (2022). Inteligencia artificial en medicina: presente y futuro. Gaceta Médica de México, 158(Suppl 1), 17-21. Accedido el 16 de febrero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.24875/gmm.m22000688.

[4] Olivas-Padilla, B. E., Manitsaris, S., y Glushkova, A. (2024). Explainable AI in human motion: A comprehensive approach to analysis, modeling, and generation. Pattern Recognition, 151, 110418. Accedido el 19 de febrero de 2025. [En línea]. Disponible: https://doi.org/10.1016/j.patcog.2024.110418

[5] IBM. “What is computer vision?” IBM. Accedido el 22 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.ibm.com/think/topics/computer-vision

[6] Intel. “What Is Computer Vision?” Intel. Accedido el 10 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.intel.la/content/www/xl/es/learn/what-is-computer-vision.html

[7] Neves, L. F., et al. (2021). Reliability of digital goniometry for knee joint measurement: A systematic review.Physiotherapy Theory and Practice, 37(10), 1100-1108. https://doi.org/10.1080/09593985.2021.1884679

[8] Code Trade India. “Implementation of human pose estimation using mediapipe”. Medium. Accedido el 17 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://medium.com/@codetrade/implementation-of-human-pose-estimation-using-mediapipe-23a57968356b

Anexo

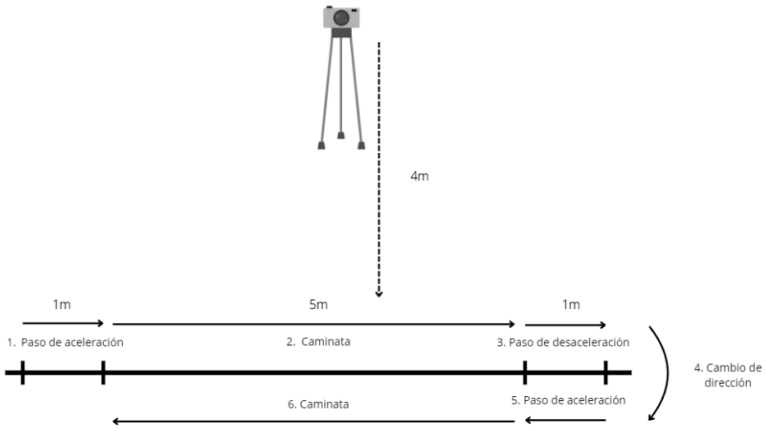

Fig. 1. Esquema de las pruebas realizadas con el electrogoniómetro y sistema con visualización por computadora en las 47 personas.

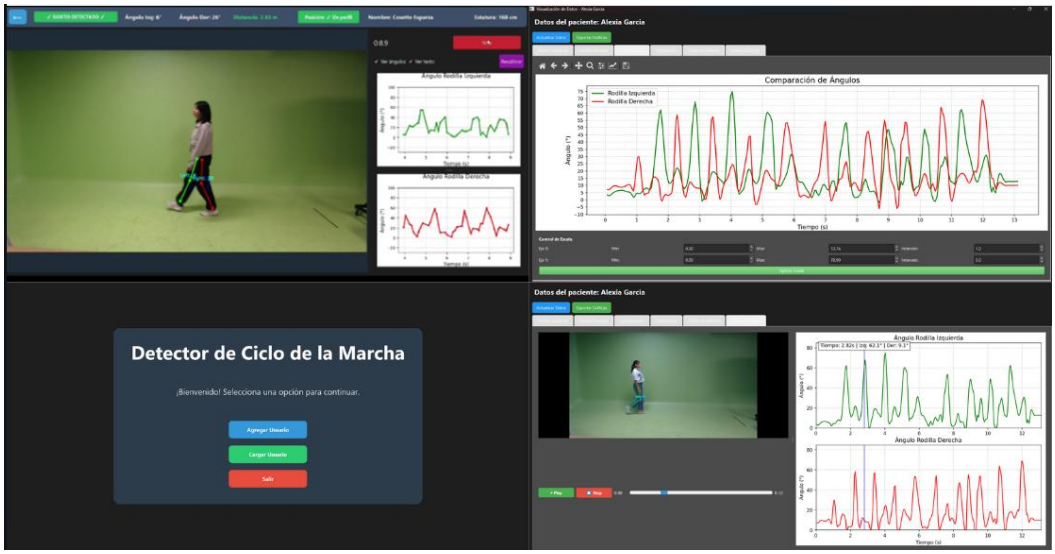

Fig. 2. Interfaz gráfica del sistema para medir el ciclo de la marcha normal.

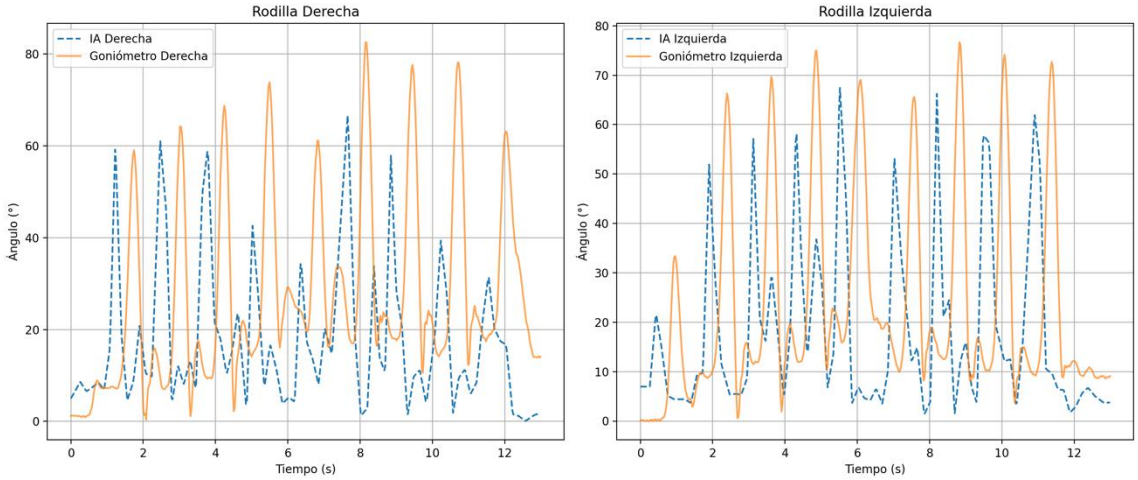

Fig. 3. Comparación de la señal angular de la rodilla izquierda y derecha obtenida mediante el electrogoniómetro y el sistema de visión por computadora tras aplicar interpolación, filtrado, sincronización temporal y ajuste de offset.