

Comparative Assessment of MediaPipe and Open-Source Tools for Biomechanical Analysis Based on Computer Vision

Karla Aguilar¹; Celeste Lainez¹; Juan Vallecillo¹

¹Facultad de Ingeniería, Universidad Tecnológica Centroamericana (UNITEC), Honduras
a_k1710@unitec.edu, clainez08@unitec.edu, juanvallecillo05@unitec.edu

Abstract— Understanding human movement is essential in the study of biomechanics, particularly in academic settings, where students and researchers seek effective methods to analyze human motion. This project explores the use of open-source tools to study lower-limb biomechanics, alongside the development of a custom program based on MediaPipe as a computer vision tool. The goal is to create an accessible Python application to analyze leg movement, focusing on knee flexion and extension during squats and gait assessment. Through real-time computer vision, this work aims to provide universities with a simple and cost-effective alternative for integrating motion analysis into teaching and research. Rather than achieving absolute accuracy, the focus is on understanding how MediaPipe can complement other open-source tools and its role in biomechanics education. However, while its accessibility and ease of use make it a promising option, further research and experimentation are necessary to explore its full potential and possible improvements for human movement analysis.

Index Terms— biomechanics, computer vision, landmarks, MediaPipe, motion capture, performance range.

Evaluación Comparativa de MediaPipe y Herramientas Open-Source para Análisis Biomecánico Basado en Visión Computacional

Karla Aguilar¹; Celeste Lainez¹; Juan Vallecillo¹

¹Facultad de Ingeniería, Universidad Tecnológica Centroamericana (UNITEC), Honduras
a_k1710@unitec.edu, clainez08@unitec.edu, juanvallecillo05@unitec.edu

Resumen—Entender cómo nos movemos es clave en el estudio de la biomecánica, sobre todo en el ámbito académico, donde estudiantes e investigadores buscan formas de analizar el movimiento humano. Este proyecto explora el uso de herramientas de código abierto para estudiar la biomecánica de las extremidades inferiores, junto con el desarrollo de un programa propio basado en MediaPipe como herramienta de visión computacional. La meta es crear una aplicación accesible en Python que ayude a analizar el movimiento de las piernas, centrándose en la flexión y extensión de rodillas durante sentadillas y en la evaluación de la marcha. A través de la visión computacional en tiempo real, este trabajo busca ofrecer a las universidades una alternativa sencilla y asequible para integrar el análisis del movimiento en la enseñanza y la investigación. Más allá de alcanzar una precisión absoluta, el enfoque está en entender cómo MediaPipe puede complementar otras herramientas de código abierto y qué papel puede desempeñar en el aprendizaje de la biomecánica. Sin embargo, su accesibilidad y facilidad de uso lo hacen una opción interesante, pero es necesario seguir investigando y experimentando su alcance y posibles mejoras para su uso en el análisis del movimiento humano.

Términos clave—biomecánica, captura de movimiento, visión computacional, MediaPipe, puntos de referencia, rango de desempeño.

I. INTRODUCCIÓN

La implementación de herramientas para la captura de imágenes y movimiento ha permitido el desarrollo de varios sectores de la industria y la ciencia, como la animación de películas y el análisis de movimientos, respectivamente. En este último caso, se basa en capturar el movimiento de las personas a partir de puntos de referencia o patrones que, con la ayuda de software moderno, pueden procesar la información obtenida del sujeto, como el grado de flexión y extensión de las articulaciones y otros movimientos corporales [1].

Los datos relacionados con los movimientos del cuerpo son estudiados por la biomecánica, una ciencia que analiza la mecánica de los seres vivos móviles, en este caso, el ser humano, con el propósito de mejorar su rendimiento físico y prevenir lesiones. Esto se logra mediante herramientas que proporcionan información sobre las variables de estudio de este campo, permitiendo su posterior análisis, interpretación y aplicación adecuada para ofrecer soluciones [2].

Una de estas herramientas es la visión computacional, que se apoya en software de captura de movimiento y

cámaras para analizar el movimiento humano. Actualmente, existen herramientas modernas diseñadas para la creación de modelos 3D basados en los movimientos de los sujetos, cuyo desarrollo es útil tanto en la generación de animaciones para entretenimiento como en estudios científicos.

Esta investigación tiene como objetivo comparar los resultados de un sistema de medición de ángulos de flexión y extensión de rodilla desarrollado en MediaPipe como alternativa accesible para la enseñanza y la investigación en entornos académicos. En este estudio, se utilizan los programas Kinovea y OpenCap, herramientas de código abierto ampliamente empleadas en biomecánica para el análisis comparativo.

II. SUSTENTO TEÓRICO

A. Visión Computacional

La visión computacional ha avanzado de manera significativa en los últimos años, impulsada por factores como el desarrollo de la inteligencia artificial y el procesamiento de imágenes [1]. Este campo ha permitido el análisis cinemático y dinámico del cuerpo humano, especialmente a través de tecnologías de captura de movimiento en tiempo real [3]. Estas tecnologías recrean digitalmente acciones humanas mediante software especializado que identifica movimientos a través de marcadores y otros instrumentos, siendo ampliamente aplicadas en áreas científicas y de entretenimiento [1].

Los algoritmos de visión computacional implementados permiten reconocer gestos y movimientos humanos, incluso aquellos imperceptibles a simple vista, como respiraciones o expresiones faciales [4]. Esto es posible gracias al uso de filtros y patrones de referencia que facilitan el análisis detallado del comportamiento del cuerpo [1].

B. Definición de MediaPipe

MediaPipe es un marco de trabajo de código abierto desarrollado por Google que permite la creación de aplicaciones de procesamiento en tiempo real de datos perceptuales como audio y video [5]. Se ha consolidado como una herramienta clave para el prototipado de modelos de inferencia y otras aplicaciones de aprendizaje automático, facilitando operaciones complejas con canalización en paralelo (pipelining). Además, incluye herramientas que permiten la

sincronización de datos en series temporales, así como la gestión y medición del rendimiento de recursos.

C. Complementos de MediaPipe

BlazePose, una técnica integrada en MediaPipe, rastrea 33 puntos de referencia en el cuerpo humano en cada fotograma de video RGB, proporcionando datos detallados de los movimientos [6]. Esta técnica pertenece a un sistema de Machine Learning, que por lo general incluye un lenguaje específico de dominio (DSL) dentro de un lenguaje principal como Python, Lua o C++ [7]. MediaPipe es, por lo tanto, una multiplataforma que se destaca por su facilidad de uso en aplicaciones como la detección de gestos y la clasificación de imágenes, siendo compatible con dispositivos como Android, iOS y sistemas embebidos [6].

D. Aplicaciones en la biomecánica, el deporte y medicina

La biomecánica utiliza la visión computacional para modelar el cuerpo humano y analizar su comportamiento mecánico. Estos modelos ayudan a mejorar el rendimiento físico y reducir el riesgo de lesiones, aplicándose tanto en el deporte como en la rehabilitación [8]. No obstante, la alta dimensionalidad de los modelos realistas de movimiento presenta retos que pueden ser abordados mediante algoritmos avanzados, como los filtros bayesianos, que pueden mejorar la precisión y calidad de los resultados [9].

La biomecánica, al ser un punto de interés en los últimos tiempos, ha impulsado estrategias de implementación para el seguimiento de ejercicios o la marcha en diferentes factores de estudio mediante visión computacional, con el objetivo de aplicar un análisis biomecánico [10].

Herramientas como MediaPipe han revolucionado el análisis deportivo, optimizando el rendimiento de los atletas y reduciendo el riesgo de lesiones [11]. En algunos deportes, como el baloncesto, el tiro con arco o incluso el tenis, MediaPipe ha demostrado ser una solución eficiente y de bajo costo para la estimación de postura y mejora de la técnica, proporcionando retroalimentación en tiempo real sobre la postura y los movimientos [12].

En medicina, esta herramienta se ha empleado para evaluar habilidades motoras finas y patrones de marcha en pacientes con condiciones neuromusculares. Esta tecnología facilita el diagnóstico y monitoreo de pacientes al proporcionar datos precisos sobre movimientos, lo que mejora los resultados del tratamiento [12]. Además, permite el desarrollo de modelos tridimensionales del cuerpo humano, utilizados en simulaciones médicas para intervenciones personalizadas [13].

E. Estado del Arte

La visión computacional se enfoca en la adquisición, procesamiento y análisis de imágenes y videos digitales para extraer información útil y tomar decisiones automáticas o asistidas por computadora [14]. MediaPipe, en este contexto, permite el desarrollo de sistemas capaces de proporcionar retroalimentación en tiempo real del cuerpo durante un movimiento específico [15].

Para el desarrollo de programas ejecutables, que en este caso involucran medición de ángulos de flexión y extensión de extremidades es esencial basarse en estimación de posturas mediante monitoreo y evaluación de puntos de referencia para brindar retroalimentación en tiempo real.

MediaPipe está diseñada para pipelines multimodales de Machine Learning y Deep Learning cuyos algoritmos identifican puntos clave del cuerpo para cada ejercicio [15]. Esta herramienta puede facilitar la evaluación de la correcta ejecución de los ejercicios en un entorno virtual, complementándose con herramientas como OpenCV para la integración de herramientas de visión y lectura de imágenes [16]. La integración de inteligencia artificial es una oportunidad que se ha implementado en el ámbito deportivo con el objetivo de mejorar la técnica de ejercicio y prevenir lesiones. Donde los algoritmos son capaces de generar una retroalimentación en tiempo real [14].

El análisis biomecánico gira en torno a estos sistemas donde se permita la captura de la dinámica de movimientos de los cuerpos, tal que resulten como una herramienta fundamental de estos estudios, donde su algoritmo proporciona información detallada identificando y rastreando puntos clave que permiten una compresión del movimiento y la postura del sujeto de estudio.

El análisis cinemático de la marcha en 2D puede realizarse con software como Kinovea, una herramienta de código abierto y gratuita que permite estudiar el movimiento a partir de grabaciones de video, según la perspectiva de la cámara [17]. Kinovea facilita el cálculo de coordenadas en el plano, distancias y ángulos, gracias a su capacidad para rastrear marcadores diferenciándolos del fondo y el objetivo de análisis. Aunque es intuitivo y fácil de usar, requiere asistencia humana para la obtención de datos [18].

Por otro lado, existen softwares diseñados para el análisis cinemático en 3D, como OpenCap, también de código abierto, que permite obtener datos cinemáticos y dinámicos a partir de videos capturados con dispositivos iOS [19]. OpenCap integra tecnología avanzada, combinando visión computacional y simulación musculoesquelética. A través del procesamiento de datos, este software calcula automáticamente la cinemática en 3D mediante el uso de marcadores anatómicos tridimensionales [20].

Además, sistemas como BlazePose de MediaPipe han demostrado su eficacia en la estimación de la postura humana. Este software detecta puntos de referencia críticos del cuerpo, generando un rastreo preciso del movimiento en tiempo real [15].

La captura de movimiento a través de estos softwares permite a investigadores y profesionales comprender mejor la interacción entre el sistema nervioso, los músculos, la médula ósea y las articulaciones durante el rendimiento deportivo [21]. Un ejemplo es el análisis del patrón de marcha de una persona, que puede revelar posibles patologías o ser utilizado en el desarrollo de calzado y pavimentos deportivos optimizados [9].

La captura de movimiento a través de estos softwares permite a investigadores y profesionales obtener una mejor

comprensión de la interacción entre el sistema nervioso, los músculos, la medula ósea y las articulaciones durante el rendimiento deportivo [21]. Un ejemplo es el patrón de movimiento al caminar de una persona, que puede indicar algún tipo de patología, además de ser analizado para el diseño de tipos de calzados y pavimentos deportivos [9].

III. METODOLOGÍA

El desarrollo de este proyecto se centró en la implementación de visión computacional aplicada al análisis biomecánico, con énfasis en la medición de ángulos articulares durante movimientos de flexión y extensión de rodilla, respectivamente. A partir de una revisión bibliográfica, se identificó el potencial de MediaPipe como una herramienta de código abierto, accesible y adaptable a entornos educativos. Esta biblioteca, desarrollada por Google AI, ofrece funciones avanzadas de rastreo corporal mediante aprendizaje automático, lo cual ofrece la capacidad de implementar al análisis de movimiento humano en tiempo real.

Aunque MediaPipe ofrece la posibilidad de generar coordenadas tridimensionales a través del módulo *pose_world_landmarks*, en este proyecto se optó por trabajar exclusivamente con las coordenadas bidimensionales *pose_landmarks*. Esta decisión se fundamentó tanto en el diseño experimental, que utilizó una sola cámara con visualización plano sagital, como en las características propias de MediaPipe, cuya salida en 3D se basa en estimaciones relativas no calibradas.

A diferencia de herramientas como OpenCap, que requieren dispositivos con sensores de profundidad y múltiples vistas para lograr una reconstrucción 3D precisa, MediaPipe infiere la dimensión “z” de manera relativa. Esto la hace útil para aplicaciones visuales, aunque limitada en cuanto a métricas físicas exactas. Al centrarse en coordenadas 2D, se priorizó un enfoque replicable, automatizado y más sencillo en términos de infraestructura tecnológica.

A. Configuración del entorno de trabajo

El entorno de trabajo se configuró utilizando Visual Studio Code como plataforma de desarrollo por su compatibilidad con múltiples bibliotecas de Python. La estructura del programa se construyó a partir de códigos base proporcionados por Google AI Edge, adaptados y optimizados mediante el uso de herramientas de inteligencia artificial como ChatGPT, para depuración y estructuración lógica del código.

El sistema se desarrolló principalmente utilizando MediaPipe para la detección y rastreo de puntos de referencia corporales. En combinación con OpenCV, se implementaron funciones para la visualización en tiempo real y el procesamiento de los flujos de video. Se utilizaron además bibliotecas estándar de Python, como NumPy para el manejo de datos numéricos y Matplotlib para la representación gráfica, lo cual facilitó la creación de gráficos interactivos para visualizar los ángulos de flexión y extensión de las rodillas, como se muestra en la Fig. 1.

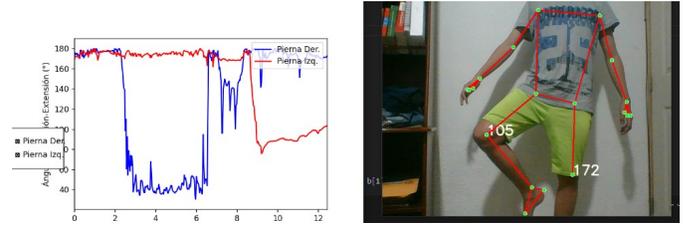


Fig. 1. Gráfica de ángulos de flexión y extensión de rodillas junto a la visualización de marcadores en tiempo real.

La lógica de programación, el manejo de datos y la interfaz de usuario fueron optimizados con el uso de herramientas como *deque*, que facilitó la gestión de secuencias de datos, y *matplotlib.widgets*, que permitió implementar una interfaz interactiva.

B. Cálculo de ángulos

El programa desarrollado permitió el cálculo y visualización en tiempo real de los ángulos de flexión y extensión de ambas rodillas, generando *landmarks* que identifican las articulaciones clave: cadera, rodilla y tobillo, como se observa en la Fig. 1. Para ello, se consideraron tres puntos representados por las coordenadas A, B y C, correspondientes a la cadera, rodilla y tobillo, respectivamente.

El cálculo matemático se llevó a cabo utilizando la función *atan2*, que permite calcular el ángulo formado por tres puntos en un plano bidimensional, según la fórmula (1):

$$\theta = \left| \text{atan2}(C_y - B_y, C_x - B_x) - \text{atan2}(A_y - B_y, A_x - B_x) \right| \cdot \frac{180}{\pi} \quad (1)$$

Para garantizar que el ángulo resultante se mantuviera en un rango de 0° a 180° , se aplicó el siguiente ajuste (2):

$$\theta = \begin{cases} 360^\circ - \theta, & \text{si } \theta > 180^\circ \\ \theta, & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (2)$$

Este enfoque proporcionó resultados en tiempo real, que fueron graficados para facilitar su interpretación y análisis posterior.

C. Protocolo de recolección de datos experimentales

El objetivo principal de este proyecto fue evaluar y comparar las mediciones de los ángulos de flexión y extensión de la rodilla utilizando MediaPipe en comparación con dos herramientas adicionales: OpenCap y Kinovea. Para ello, se realizaron mediciones en un grupo de 20 sujetos, con el propósito de analizar la similitud entre los datos obtenidos con MediaPipe y los resultados proporcionados por OpenCap y Kinovea.

Inicialmente, se trabajó con una muestra de 20 sujetos voluntarios. Cada participante realizó movimientos controlados de flexión y extensión de ambas rodillas, observados desde el plano sagital. Para mantener una mayor

estabilidad durante el ejercicio, los participantes extendieron los brazos hacia adelante con las palmas en pronación.

El objetivo original del proyecto era validar los datos obtenidos con MediaPipe comparándolos con los de OpenCap, buscando determinar si los ángulos articulares de flexión y extensión de la rodilla calculados con MediaPipe eran consistentes con los de una herramienta de referencia. Para ello, se realizó una comparación directa entre los resultados obtenidos con ambos sistemas. Sin embargo, durante la fase de análisis inferencial, se identificaron diferencias significativas entre los resultados de ambos sistemas. Fue en este punto cuando se descubrió que las metodologías de captura de movimiento empleadas por OpenCap y MediaPipe afectaban directamente las mediciones obtenidas

OpenCap, a diferencia de MediaPipe, que en este estudio se limitó a un enfoque en 2D, utiliza un sistema de captura tridimensional basado en múltiples cámaras, exclusivamente en dispositivos iOS con sensores de profundidad. A través de la triangulación de puntos 2D de los landmarks detectados en las imágenes de video, OpenCap emplea un algoritmo de transformación directa lineal (DLT) para obtener las coordenadas 3D de las articulaciones y calcular la profundidad de cada punto en relación con el eje de la cámara. MediaPipe, por otro lado, estima las posiciones en 3D de manera relativa, calculando la profundidad de las articulaciones de forma estimada en función de su posición en el plano 2D, pero sin medir la distancia en el eje Z, funcionalidad que no fue considerada para este estudio.

Tras identificar esta discrepancia, el enfoque del estudio cambió significativamente. En lugar de centrarse en determinar cuál de los sistemas era más preciso que el otro, el objetivo se modificó para evaluar la comparabilidad de los datos obtenidos con MediaPipe frente a otras herramientas que también operan en el mismo espacio bidimensional. Así, se identificó a Kinovea como una herramienta adecuada para esta comparación, ya que, al igual que MediaPipe, utiliza un enfoque 2D.

Para facilitar una comparación adecuada, se seleccionaron 10 sujetos de la muestra inicial y se realizaron nuevas mediciones utilizando MediaPipe y Kinovea. Los datos fueron sincronizados en tiempo y procesados utilizando Excel para el análisis comparativo.

D. Análisis comparativo de herramientas

En este análisis, la hipótesis nula (H_0) planteaba que no existía diferencia significativa entre las mediciones de MediaPipe frente a OpenCap y Kinovea. Por otro lado, la hipótesis alternativa (H_1) propuso que sí existía una diferencia significativa entre las mediciones de los sistemas comparados.

El análisis inferencial permitió comprobar si las diferencias observadas eran estadísticamente significativas. Con un valor p de 0.05 como umbral, se rechazó la hipótesis nula si el valor p era menor a 0.05, indicando que había una diferencia significativa entre los métodos. Si el valor p era superior a 0.05, no se rechazaba la hipótesis nula, lo que sugería

que las diferencias entre los sistemas podían explicarse por variabilidad aleatoria.

La mayor desviación estándar en las mediciones de OpenCap puede atribuirse a la naturaleza tridimensional del sistema, donde las variaciones en la profundidad (eje Z) y la precisión de la triangulación afectan la estabilidad de los ángulos articulares medidos. Esta variabilidad en la distancia Z genera fluctuaciones adicionales en las mediciones, lo que puede implicar que las diferencias angulares sean menos reproducibles en un entorno 3D.

En contraste, Kinovea presentó una desviación estándar menor, lo cual sugiere mayor consistencia dentro de su enfoque 2D. No obstante, esta consistencia depende de la intervención manual del usuario, lo que introduce una posible variabilidad entre diferentes operadores durante la medición.

Estas diferencias resaltan la importancia de seleccionar la herramienta adecuada según el tipo de análisis y los recursos disponibles. OpenCap, por operar en 3D, es ideal para estudios complejos que requieren precisión en profundidad, como investigaciones deportivas avanzadas o análisis detallados de marcha y postura.

Por otro lado, MediaPipe y Kinovea, al operar en 2D, son más accesibles y pueden ser preferibles en estudios que se centran en movimientos básicos, como la flexión de rodillas, donde la captura de información tridimensional no es tan crucial. Estas herramientas 2D ofrecen la ventaja de ser más simples de implementar y operar, lo que puede ser útil en contextos donde los recursos son limitados, aunque con la restricción de no capturar la complejidad completa de los movimientos en tres dimensiones.

Las tablas I y II para la pierna derecha e izquierda respectivamente presenta los valores de error promedio registrados por MediaPipe, OpenCap y Kinovea para cada sujeto junto con sus respectivas desviaciones estándar. La desviación estándar permite evaluar la dispersión de los datos en torno a la media, lo que indica la estabilidad de las mediciones y su grado de variabilidad. Valores más bajos de desviación estándar sugieren que los datos son más consistentes y menos dispersos, mientras que valores más altos indican fluctuaciones significativas en las mediciones.

TABLA I
DIFERENCIA Y DESVIACIÓN ESTÁNDAR DE MEDICIONES EN LA PIERNA DERECHA

Sujeto	Media de error con OpenCap (°)	Media de error con Kinovea (°)
1	69.91	58.74
2	54.56	47.18
3	77.30	37.71
4	135.95	37.73
5	50.64	48.09
6	105.79	55.66
7	129.98	44.58
8	117.59	44.87
9	144.19	32.54
10	122.80	48.13
Desv. est.	33.05	7.65

TABLA II
DIFERENCIA Y DESVIACIÓN ESTÁNDAR DE MEDICIONES EN LA PIERNA IZQUIERDA

Sujeto	Media de error con OpenCap (°)	Media de error con Kinovea (°)
1	46.42	53.75
2	50.20	58.27
3	121.86	37.14
4	118.38	40.82
5	119.92	44.66
6	137.72	55.34
7	139.61	39.75
8	139.71	47.67
9	138.61	31.22
10	136.95	44.70
Desv. est.	34.29	8.14

Estos análisis estadísticos ofrecen un soporte cuantitativo útil para interpretar las diferencias y similitudes entre los sistemas evaluados. Este marco numérico permite identificar con mayor precisión qué herramientas presentan mediciones más comparables en el contexto específico del análisis de ángulos articulares. A partir de los datos obtenidos, se generaron gráficos de dispersión en los que el eje X representa los valores medidos por OpenCap y Kinovea, mientras que el eje Y muestra los valores de referencia obtenidos con MediaPipe. Para facilitar la comparación visual, se incorporó una línea de tendencia basada en las mediciones de MediaPipe, la cual funciona como punto de referencia para analizar el comportamiento de los otros sistemas.

Tal como se muestra en las Fig. 2 y Fig. 3, correspondientes a la pierna derecha e izquierda respectivamente, las mediciones realizadas con OpenCap presentan una dispersión más amplia respecto a la línea de referencia de MediaPipe. Esto sugiere una mayor variabilidad en los datos obtenidos mediante esta herramienta tridimensional. En cambio, los valores registrados por Kinovea muestran una mayor cercanía a la línea de referencia, lo que indica una mayor estabilidad y consistencia. Esto permite inferir que, bajo condiciones de análisis bidimensional, las mediciones obtenidas con Kinovea tienden a ser más comparables con las de MediaPipe.

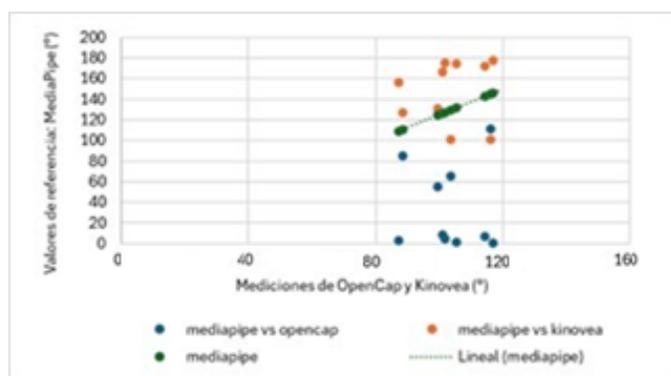


Fig. 2. Gráfico de dispersión para la media de error en la pierna derecha

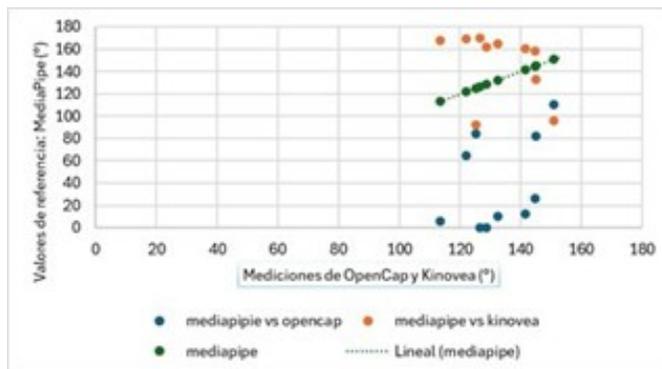


Fig. 3. Gráfico de dispersión para la media de error en la pierna izquierda

IV. LIMITACIONES

Al interpretar los resultados de este estudio, deben considerarse varias limitaciones que pueden haber influido en los hallazgos. En primer lugar, tanto MediaPipe como Kinovea operan en un entorno bidimensional, lo cual restringe la capacidad para capturar información completa sobre los movimientos en tres dimensiones. Esta limitación es especialmente relevante en el análisis de movimientos complejos, donde la falta de profundidad puede afectar la precisión y el detalle de las mediciones.

Otra limitación importante es la dificultad para comparar directamente los datos obtenidos con MediaPipe y OpenCap, debido a que cada herramienta utiliza un enfoque dimensional diferente: MediaPipe en 2D y OpenCap en 3D. Esta diferencia metodológica impide una comparación cuantitativa rigurosa entre ambas plataformas.

Además, la precisión de MediaPipe puede verse afectada por el uso de cámaras de bajo costo, como webcams convencionales, que presentan limitaciones en resolución y calidad de imagen, especialmente bajo condiciones de iluminación subóptimas.

Por último, el estudio no contó con una validación externa mediante un estándar de referencia reconocido para verificar la exactitud de los ángulos articulares medidos. Aunque se realizaron comparaciones con otras herramientas, no se empleó un sistema de validación independiente, lo que deja abierta la posibilidad de errores sistemáticos derivados de las tecnologías utilizadas.

V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos reflejan que las mediciones de OpenCap presentan una mayor desviación respecto a la línea de tendencia de MediaPipe, lo que sugiere que el modelo tridimensional de OpenCap introduce una variabilidad considerable en las mediciones. En contraste, Kinovea mostró una alineación más estrecha con MediaPipe, indicando que ambas herramientas resultan más comparables bajo condiciones de medición bidimensional.

El análisis estadístico reveló desviaciones estándar de 33.04 y 34.28 en la comparación entre MediaPipe y OpenCap para las piernas derecha e izquierda, respectivamente. Por otro

lado, las comparaciones con Kinovea arrojaron desviaciones estándar significativamente menores: 7.55 y 8.13 grados, respectivamente. Estos valores refuerzan la idea de que MediaPipe y Kinovea presentan mayor consistencia en la detección de ángulos articulares bajo condiciones 2D.

Este análisis comparativo permite establecer que la diferencia fundamental entre MediaPipe, OpenCap y Kinovea radica en su metodología de captura. OpenCap, al operar en un entorno tridimensional con sensores de profundidad y triangulación de múltiples vistas, puede ofrecer información más completa, pero también introduce mayor variabilidad y requiere equipamiento más costoso. Kinovea, aunque más accesible, depende de la intervención manual del usuario para definir los puntos de referencia, lo que introduce subjetividad y reduce la repetibilidad. MediaPipe, en cambio, automatiza la detección de landmarks, eliminando la variabilidad del operador y ofreciendo una alternativa más objetiva y estandarizada para el análisis biomecánico en 2D.

Además de sus ventajas en términos de automatización y consistencia, MediaPipe se destaca como una herramienta especialmente valiosa en entornos educativos. Su facilidad de uso permite a los estudiantes enfocarse en la interpretación biomecánica de los datos, sin verse limitados por la necesidad de aplicar manualmente los puntos de referencia. Esta característica es fundamental en la enseñanza de conceptos como la cinemática articular, donde la precisión en la detección influye directamente en la comprensión del movimiento.

Por ejemplo, en un laboratorio de biomecánica, los estudiantes pueden analizar en tiempo real el ángulo de flexión de rodilla durante una sentadilla, utilizando una simple cámara web y el entorno de MediaPipe. La automatización de los cálculos facilita la discusión de resultados y permite comparar la eficiencia del movimiento sin la distracción de errores de marcación manual. En estudios enfocados en patrones básicos como la marcha o la extensión de extremidades, el análisis bidimensional proporcionado por MediaPipe resulta suficiente y eficiente.

De igual forma, al ser de código abierto, MediaPipe ofrece la flexibilidad de integrarse con otras tecnologías para ampliar su funcionalidad, incluyendo visualización 3D o simulaciones más complejas. Esto abre oportunidades para que los estudiantes desarrollen proyectos interdisciplinarios que involucren programación, robótica o inteligencia artificial, fortaleciendo competencias en áreas emergentes como la cibernética del movimiento humano.

En este estudio, el objetivo no fue determinar qué herramienta es más precisa, sino evaluar la comparabilidad de MediaPipe con soluciones existentes en biomecánica. Su carácter automatizado, accesible y adaptable la posiciona como una opción viable para entornos académicos con recursos limitados, promoviendo tanto la enseñanza técnica como el aprendizaje activo de la biomecánica y la programación aplicada.

VI. CONCLUSIONES

La comparación entre MediaPipe, OpenCap y Kinovea evidenció que las diferencias metodológicas en la captura de datos influyen significativamente en la variabilidad de las mediciones angulares. OpenCap mostró mayores desviaciones, posiblemente relacionadas con errores en la estimación tridimensional de profundidad, mientras que Kinovea y MediaPipe, al operar en 2D, ofrecieron mediciones más consistentes, especialmente en movimientos controlados.

MediaPipe demostró ser una alternativa viable y accesible para el análisis biomecánico en contextos educativos, gracias a su capacidad de automatización, bajo costo y facilidad de implementación. Estas características la posicionan como una herramienta útil para la formación en programación y análisis de movimiento, permitiendo a los estudiantes enfocarse en la interpretación de datos sin depender de la marcación manual.

Aunque el estudio no buscó determinar qué herramienta es más precisa, los resultados sugieren que MediaPipe puede ofrecer mediciones comparables en ciertos escenarios. Sin embargo, se reconoce la limitación de no contar con una validación externa con un sistema de referencia más riguroso. Futuras investigaciones podrían enfocarse en expandir su aplicabilidad a tareas más complejas o en integrar funciones tridimensionales calibradas, en función de los objetivos específicos del análisis biomecánico.

A partir de estos datos, se generaron gráficos de dispersión en los cuales el eje X representa los valores medidos por OpenCap y Kinovea, mientras que el eje Y muestra los valores de referencia obtenidos con MediaPipe. Se incorporó una línea de tendencia basada en las mediciones de MediaPipe para proporcionar un punto de referencia en la relación entre los diferentes sistemas.

AGRADECIMIENTOS

Expresamos nuestro más sincero agradecimiento a Claudia Salas y Ángela Fúnez por sus valiosas contribuciones a este estudio. Su apoyo en el desarrollo inicial del software, la revisión previa de la literatura y la asistencia en el proceso de recolección de datos con los sujetos de estudio fueron fundamentales para la realización de esta investigación. Su compromiso y aporte enriquecieron significativamente la calidad y el alcance de este trabajo.

REFERENCIAS

- [1] Y. Leguizamón, W. Sánchez, y E. Sierra, «Identificación de movimiento humano a través del procesamiento de video», *Entre Cienc. E Ing.*, vol. XIII, n.o 26, pp. 28-35, 2019, doi: <https://doi.org/10.31908/19098367.1152>.
- [2] L. Wade, L. Needham, P. McGuigan, y J. Bilzon, «Applications and limitations of current markerless motion capture methods for clinical gait biomechanics», *PeerJ*, vol. 10, p. e12995, feb. 2022, doi: [10.7717/peerj.12995](https://doi.org/10.7717/peerj.12995).
- [3] D. Lanás, J. Lanás-Perez, L. Mayorga, y M. Garcia, «Análisis biomecánico de esfuerzos de la rodilla basado en reconstrucción digital de imagen - ProQuest», *Rev. Ibérica Sist. Tecnol. Inf.*, n.o 27, 2019, Accedido: 29 de agosto de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.proquest.com/docview/2385755029/DD8305AAE3954C12PQ/4?accountid=35325&sourcetype=Scholarly%20Journals>.

- [4] Q. Do y J. Chaudri, «Creating Computer Vision Models for Respiratory Status Detection», Glasgow, 2022, pp. 1350-1353. doi: 10.1109/EMBC48229.2022.9871978.
- [5] L. A. S. López, «Inteligencia artificial y visión por computadora aplicada a la educación», *Rev. ODIGOS*, vol. 3, n.o 2, pp. 61-73, jun. 2022, doi: 10.35290/ro.v3n2.2022.587.
- [6] S. Suherman, A. Suhendra, y E. Ernastuti, «Method Development Through Landmark Point Extraction for Gesture Classification With Computer Vision and MediaPipe», *TEM J.*, pp. 1677-1686, ago. 2023, doi: 10.18421/TEM123-49.
- [7] C. Lugaresi et al., «MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines». arXiv, junio de 2019. doi: 10.48550/arXiv.1906.08172.
- [8] D. R. López, A. F. Neto, y T. F. Bastos, «Reconocimiento en-línea de acciones humanas basado en patrones de RWE aplicado en ventanas dinámicas de momentos invariantes», *Rev. Iberoam. Automática E Informática Ind. RIAI*, vol. 11, n.o 2, pp. 202-211, abr. 2014, doi: 10.1016/j.riai.2013.09.009.
- [9] Á. Sánchez, J. J. Pantrigo Fernández, A. Rubio, y J. Virseda, Un Estudio sobre la Identificación de Personas basada en su Movimiento al Caminar (Gait). Universidad de Valladolid. Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática, 2008. Accedido: 24 de agosto de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://uvadoc.uva.es/handle/10324/26985>.
- [10] R. Krishnanunni, «Exercise detection and tracking using MediaPipe BlazePose and Spatial-Temporal Graph Convolutional Neural Network», National College of Ireland, Tesis de Maestría, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://norma.ncirl.ie/6272/1/krishnanunniraju.pdf>.
- [11] C. Z. Y. Choo, J. Y. Chow, y J. Komar, «Validation of the Perception Neuron system for full-body motion capture», *PLOS ONE*, vol. 17, n.o 1, p. e0262730, ene. 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0262730.
- [12] W. Wei, Z. Qin, B. Yan, y Q. Wang, «Application Effect of Motion Capture Technology in Basketball Resistance Training and Shooting Hit Rate in Immersive Virtual Reality Environment», *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, n.o 1, p. 4584980, 2022, doi: 10.1155/2022/4584980.
- [13] O. Abdulwahabe, «New Virtual Environment Based on Python Programming», *Raqi J. Comput. Sci. Math.*, vol. 3, n.o 2, pp. 111-118, 2022, doi: <https://doi.org/10.52866/ijcsm.2022.02.01.012>.
- [14] V. Lemus, B. Sánchez, J. Zamarrón, N. Morúa, A. Moreno, y R. Pérez, «Sistema de retroalimentación postural en tiempo real mediante visión por computadora para ejercicio de sentadilla con barra», 2024. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.iberopuebla.mx/handle/20.500.11777/6015>.
- [15] U. Dedhia, P. Bhoir, P. Ranka, y P. Kanani, «Pose Estimation and Virtual Gym Assistant Using MediaPipe and Machine Learning», sep. 2023, pp. 1-7. doi: 10.1109/NMITCON58196.2023.10275938.
- [16] G. Moreno, M. Vega, y C. Pinzón, «Nonintrusive Virtual Trainer Prototype For Exercise Routines In Unity Using Motion Capture», *Rev. Ing. Matemáticas Cienc. Inf.*, vol. X, n.o 19, pp. 13-20, 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.21017/rimci.2023.v10.n19.a125>.
- [17] E. V. Winkler, S. K. Lauer, S. I. Steigmeier-Raith, Y. Zablotski, y M. A. Mille, «Accuracy of Kinovea-based kinematic gait analysis compared to a three-dimensional motion analysis system in healthy dogs», oct. 2024, doi: 10.2460/ajvr.24.05.0128.
- [18] S. Iijima, M. Shiomi, y T. Hara, «Verification of Reliability and Validity of Trunk Forward Tilt Angle Measurement During Gait Using 2-Dimensional Motion Analysis», *J. Chiropr. Med.*, vol. 22, n.o 2, pp. 89-95, 2022, doi: 10.1016/j.jcm.2022.04.008.
- [19] Y. L. Lima, T. Collings, M. Hall, M. N. Bourne, y L. E. Diamond, «Validity and reliability of trunk and lower-limb kinematics during squatting, hopping, jumping and side-stepping using OpenCap markerless motion capture application», *J. Sports Sci.*, vol. 42, n.o 19, pp. 1847-1858, 2024, doi: 10.1080/02640414.2024.2415233.
- [20] S. D. Uhrlich et al., «OpenCap: Human movement dynamics from smartphone videos», *PLOS Comput. Biol.*, vol. 19, n.o 10, p. e1011462, 2023, doi: 10.1371/journal.pcbi.1011462.
- [21] X. Suo, W. Tang, y Z. Li, «Motion Capture Technology in Sports Scenarios: A Survey», *Sensors*, vol. 24, n.o 9, p. 2947, 2024, doi: 10.3390/s24092947.