Sistema de apoyo al análisis técnico en halterofilia mediante el uso de herramientas de visión artificial.

SABRINA RODRIGUEZ SERENO

TUTORES:
JULIÁN ALBERTO PATIÑO MURILLO
RUBÉN FONNEGRA

INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA PASCUAL BRAVO

FACULTAD DE INGENIERÍA

TECNOLOGÍA DESARROLLO DE SOFTWARE

MEDELLÍN

2026

Contenido

Resumen 4
1. Introducción 5
2. Objetivos 8
2.1 Objetivo general 8
2.2 Objetivos específicos 8
3. Marco teórico y trabajos similares 9
3.1 ¿Qué es halterofilia? 9
3.1.1 Técnica del arranque 10
3.1.2 Técnica del envión 11
3.1.3 Lesiones en halterofilia 11
3.2 ¿Qué es la visión por computadora? 12
3.3 Aplicaciones en el deporte 13
4. Desarrollo del Trabajo 16
4.1 Diseño de la Arquitectura del Sistema y Flujo de Procesamiento de Video 16
4.1.1 Arquitectura general del sistema 18
4.1.2 Configuración de módulo de captura y normalización de imágenes 19
4.2 Diseño e implementación de base de datos 21
4.2.1 Esquema de almacenamiento 22
4.2.2 Estructura de directorios y nomenclatura 23
4.2.3 Funciones de Consulta, Recuperación y Análisis Comparativo 24
4.3 Desarrollo e Implementación del Módulo de Visión Artificial para Estimación de Pose 25
4.3.1 Configuración del modelo 25
4.3.2 Cálculo de métricas angulares 26
4.3.3 Segmentación cinemática de Fases: 28
4.4 Desarrollo del Módulo de Retroalimentación y Diagnóstico Técnico Automatizado 30
4.4.1 Calibración escalar y conversión métrica 31
4.4.2 Visualización de la interfaz 32
4.5 Resultados 33

4.5.1 Validación del sistema.....34
4.5.2 Análisis de trayectoria de la barra.....35
4.5.3 Clasificación frente a la literatura clásica.....40
4.5.4 Resultados de estimación de pose.....44
4.5.5 Evaluación de métricas articulares.....47
4.5.6 Segmentación automática de fases.....52
5. Conclusiones.....58
Referencias.....61

Resumen

La halterofilia es una disciplina que exige una ejecución técnica precisa, ya que errores mínimos en la postura, los ángulos articulares o la trayectoria de la barra pueden afectar el rendimiento deportivo y aumentar el riesgo de lesiones. Actualmente, gran parte del análisis técnico realizado por entrenadores depende de la observación visual, lo que puede resultar subjetivo y limitado debido a la velocidad y complejidad de los movimientos. Aunque existen herramientas avanzadas para el análisis biomecánico, muchas requieren equipos costosos e infraestructura especializada, dificultando su acceso para deportistas y gimnasios con recursos limitados.

En este contexto, el presente proyecto propone el desarrollo de un sistema de análisis técnico para halterofilia basado en técnicas de *pose estimation* y procesamiento de video en Python. Mediante el uso de herramientas como OpenCV y modelos de detección corporal, el sistema permite extraer automáticamente puntos clave del cuerpo y generar métricas objetivas sobre la ejecución del levantamiento. El objetivo es brindar apoyo a entrenadores y atletas en la corrección de errores técnicos, la optimización del rendimiento y la prevención de lesiones de una manera más accesible y automatizada.

1. Introducción

La halterofilia es un deporte de fuerza y potencia que exige una ejecución técnica milimétrica para garantizar levantamientos eficientes y mecánicamente seguros. Durante la realización de los gestos olímpicos del arranque (*snatch*) y el envión (*clean and jerk*), el atleta debe coordinar de manera sincrónica la postura corporal, la trayectoria baricéntrica del implemento y la velocidad angular de las articulaciones en intervalos de tiempo sumamente reducidos. Debido a la naturaleza balística de esta disciplina, pequeñas desviaciones cinemáticas y errores en la postura no solo penalizan el rendimiento deportivo y la manifestación de la fuerza, sino que incrementan críticamente el estrés osteoarticular, elevando el riesgo de lesiones musculoesqueléticas y articulares. Como bien señala Everett (2020), la técnica constituye el medio físico e indispensable a través del cual se manifiesta la fuerza; por ende, los levantamientos siempre se encontrarán limitados por el eslabón más débil de la ecuación, lo que impide descuidar el desarrollo técnico en favor de la potencia muscular, o viceversa.

Tradicionalmente, la evaluación de la calidad técnica y la identificación de ese "eslabón débil" en los centros de entrenamiento han dependido casi exclusivamente de la observación empírica y visual realizada por los preparadores físicos y especialistas. Si bien la experiencia y el ojo clínico del entrenador son fundamentales, la altísima velocidad de ejecución de los levantamientos y la complejidad de los movimientos dificultan la identificación precisa de ciertos errores biomecánicos mediante la observación en tiempo real, volviendo este diagnóstico un proceso subjetivo y limitado. Para mitigar esta limitación, la ciencia del deporte ha desarrollado herramientas avanzadas de análisis de movimiento, tales como sistemas avanzados de captura biomecánica, sensores inerciales o plataformas de fuerza robustas. No obstante, la

gran mayoría de estas soluciones comerciales e instrumentadas presentan costos económicos restrictivos y requieren de una infraestructura de laboratorio especializada, lo que las hace poco accesibles para deportistas, entrenadores o gimnasios convencionales que carecen de los recursos necesarios.

Frente a este panorama, los avances recientes en la visión por computadora y las técnicas de estimación de pose (*pose estimation*) han permitido desarrollar alternativas no invasivas y altamente accesibles para el análisis del movimiento humano. Estas tecnologías de inteligencia artificial facilitan la detección y el rastreo automático de puntos clave del cuerpo (*landmarks*) a partir de secuencias de video ordinarias, generando nuevas posibilidades para la obtención de métricas biomecánicas objetivas sin necesidad de infraestructura costosa o marcadores físicos. Al combinarse con bibliotecas de procesamiento de imágenes como OpenCV y *frameworks* de desarrollo en Python, se abre una ventana de oportunidad óptima para extraer información relevante sobre la posición exacta de los segmentos corporales y evaluar el rendimiento de manera automatizada.

Con base en esto, el presente trabajo propone el desarrollo de un sistema de análisis biomecánico aplicado a levantamientos olímpicos mediante el uso coordinado de Python, OpenCV y MediaPipe. El sistema está diseñado para procesar archivos de video convencionales capturados en entornos reales de entrenamiento, permitiendo graficar de forma centralizada el trazo de las trayectorias de la barra y calcular variables angulares interarticulares en tiempo real. Con este enfoque, la herramienta busca proporcionar métricas objetivas y automatizadas que sirvan como un instrumento de apoyo para entrenadores y deportistas en la detección temprana de errores técnicos invisibles al ojo humano, contribuyendo eficazmente a la optimización del rendimiento, el seguimiento del progreso atlético y la prevención de lesiones a través de una

alternativa tecnológica viable, informativa y de alta accesibilidad económica para toda la comunidad deportiva.

2. Objetivos

2.1 Objetivo general

Desarrollar un sistema que capture y analice la técnica de los levantamientos olímpicos en halterofilia, utilizando pose estimation con Mediapipe y procesamiento de video con opencv, con el fin de apoyar a entrenadores y atletas en la mejora del rendimiento deportivo.

2.2 Objetivos específicos

- Diseñar la estructura del sistema para la captura y el procesamiento de videos de levantamientos olímpicos, definiendo los componentes necesarios para la adquisición, el análisis y la visualización de datos.
- Construir una base de datos estructurada que almacene los videos de los atletas y los datos procesados (puntos clave, ángulos y métricas), permitiendo su consulta y análisis para la evaluación del rendimiento técnico.
- Implementar un módulo de análisis de movimiento basado en OpenCV y Mediapipe para la estimación de poses, detección de puntos clave corporales y el cálculo de ángulos
- Desarrollar un módulo de retroalimentación técnica que proporcione información visual y cuantitativa sobre la ejecución de los levantamientos, permitiendo a los entrenadores identificar errores y proponer mejoras técnicas.

3. Marco teórico y trabajos similares

3.1 ¿Qué es halterofilia?

Deporte caracterizado por la demostración de fuerza, potencia y técnica de los deportistas. Con dos modalidades que se destacan en los juegos olímpicos, los cuales son arranque y envión, en el cual desafía al deportista a levantar su máximo peso posible en cada uno. En el arranque, el halterófilo debe de elevar la barra desde el suelo hasta por encima de la cabeza en un solo movimiento continuo. El envión o también conocido como dos tiempos es un levantamiento en dos sesiones consecutivas, donde el atleta primero lleva la barra hasta los hombros y luego la impulsa por encima de la cabeza.

El origen de la halterofilia se conoce desde tiempos milenarios; se practicaba en el antiguo Egipto y en Grecia. Se desarrolló como deporte internacional principalmente en el siglo XIX en Europa. El deporte tuvo auge en los Juegos Olímpicos en Atenas de 1896, aunque fue establecido como deporte oficial en 1920. Los halterófilos compiten en categorías de peso corporal y el ganador es el que logra levantar mayor peso total combinado de sus mejores intentos de la arrancada y el envión, en los cuales cuentan con 3 oportunidades para cada tipo de levantamiento. Como tal, la disciplina masculina casi siempre ha estado en los Juegos Olímpicos, pero las mujeres comenzaron a participar en los Juegos Olímpicos de Sídney de 2000.

3.1.1 Técnica del arranque

La técnica de la arrancada fue descrita por Luchkin (1962) como un movimiento recto hacia arriba hasta el instante en el que la barra se descuelga hacia atrás del levantador, descendiendo mientras el atleta se mueve rápidamente por debajo de ella para conseguir su encaje.

El arranque empieza desde la adopción de la posición inicial y la preparación para elevar la barra. Se realizan diversos movimientos preliminares que conducen a una buena postura estática, con el propósito de generar mayor potencia al inicio del levantamiento para así transferir la energía acumulada hacia la barra.

La posición inicial se basa en colocar los pies debajo de la barra, las rodillas y hombros deben de estar alineados, no hombros por encima o rodillas más salidas. Los pies deben mantenerse separados al ancho de las caderas lo que permite un aprovechamiento óptimo de la fuerza de las piernas durante la ejecución.

Al poner los pies, el levantador flexiona las piernas y el tronco para agarrar la barra. El grado de flexión depende de la movilidad o condiciones físicas del atleta. Las rodillas apuntan hacia afuera y el tronco se mantiene en hiperextensión. La cabeza se mantiene ligeramente hacia atrás con la mirada hacia adelante.

3.1.2 Técnica del envión

La posición de inicio es igual que el arranque, solo que la abertura del agarre es menor (preferiblemente a la anchura de los hombros). Este consta de dos fases: La cargada y el envión (jerk o empuje). La cargada se realiza un movimiento explosivo estirando las rodillas, caderas y tobillos al tiempo se mueve la barra hacia arriba flexionando los codos y girando las muñecas con la barra lo más pegada al cuerpo. Hasta buscar que quede apoyada sobre los hombros y pectoral con los codos completamente flexionados y levantados hacia delante. Y la siguiente fase conocida como jerk, el deportista a través de un movimiento de tijera, eleva la barra por encima de la cabeza, extendiendo sus piernas y brazos en su totalidad.

3.1.3 Lesiones en halterofilia

El levantamiento de pesas es un deporte de alto impacto que implica un riesgo significativo de sufrir lesiones serias. Por ello, es absolutamente necesario practicarlo con una técnica perfecta y tomar precauciones especiales durante el entrenamiento. Donde es crucial reconocer las desventajas inherentes al deporte especialmente en la etapa de enseñanza. Ya que no se tiene en cuenta, que el objetivo del entrenamiento no es solo ganar fuerza, sino, lograr una técnica impecable para alcanzar un nivel competitivo mínimo. Además, de acuerdo con (JHON JAIRO HERNÁNDEZ, 2009) uno de los principales factores que limitan el rendimiento en este

deporte, es debido a que muchos entrenadores prestan poca atención a la prevención de lesiones, centrando sus esfuerzos principalmente en el incremento de la fuerza muscular, lo cual termina afectando negativamente el rendimiento físico de los deportistas.

En el estudio realizado por (DANIELA ALEJANDRA GIRALDO VALENCIA, 2021) la halterofilia es un deporte de alta prevalencia de lesiones. En una muestra de deportistas colombianos, el **91,45 %** reportó haber sufrido una o más lesiones. La mayoría de las lesiones se dieron durante el entrenamiento con un 81,46 %. Donde se muestra que la rodilla (30.60%), la espalda (19.83%), el hombro (18.97%) y la muñeca (12.07%) fueron los más comprometidos.

Donde se muestra que las lesiones se dan más por sobre uso con 53.88% por esfuerzos repetitivos con cargas altas o una mala técnica en la ejecución del gesto deportivo. Mostrando que el tipo de lesión más frecuente es la tendinopatía (29.74%) y que la mayoría de lesiones reportadas generan dolor en los deportistas y 84.41% afectan su rendimiento.

3.2 ¿Qué es la visión por computadora?

Tal como lo expresa (Alcides David Cantero Alonso, 2016) la visión por computadora, también conocida como visión artificial, es considerada una rama de la Inteligencia Artificial clásica que está inspirada en el sistema visual humano. Su meta principal es modelar y automatizar el proceso de reconocimiento visual, buscando la capacidad de distinguir entre objetos y dotar al ordenador de la habilidad de percibir y comprender una imagen.

El reconocimiento es una función básica, primordial y compleja de la visión por computadora, mediante la cual un sistema informático trata formas para posteriormente clasificarlas de manera correcta. Los sistemas de visión por computadora incluyen fases necesarias para lograr esto, como la identificación, la clasificación y el seguimiento de objetos. Estos sistemas pueden aplicarse en áreas como la industria, la medicina y la robótica, con aplicaciones de medición, detección de fallas, corrección y reconocimiento.

3.3 Aplicaciones en el deporte

Un ejemplo de aplicación es en el deporte pádel basándonos en la información planteado por (Lozano, 2025) que describe el diseño e implementación de un sistema modular de análisis de video para pádel que detecta, sigue y visualiza los elementos claves de este deporte, donde se hace uso de la detección de objetos (jugadores, pelota, raquetas), y el análisis de pista.

- **Detección y seguimiento de jugadores**
- **Métodos utilizados:** modelo YOLOV 8 para detección inicial, combinado con el algoritmo de seguimiento Byte Track.
- **Función del sistema:** El módulo Player Tracker se encarga de detectar y realizar el seguimiento de los cuatro jugadores durante el partido. Para resolver los problemas de inestabilidad generados por los algoritmos de seguimiento que se presentan por cruces, oclusiones o variaciones en la postura.

- **Resultados:** La detección de jugadores se mantuvo muy consistente, logrando una precisión superior al 99% incluso en escenarios complejos.

- **Detección y seguimiento de la pelota**
- **Desafío:** la detección de la pelota presenta desafíos únicos debidos a su tamaño

pequeño, movimiento rápido y la aparición de motion blur.

- **Métodos utilizados:** se desarrolló una red convolucional personalizada llamada BallTrackerNet. Toma como entrada tres imágenes consecutivas para capturar el contexto temporal, permitiendo localizar objetos reducidos.
- **Funcionalidad:** Tras la detección, el sistema filtra detecciones atípicas e implementa interpolación lineal en los tramos donde la pelota no se localiza, asegurando la continuidad y estabilidad de la trayectoria.
- **Limitaciones**: la dificultad para distinguir la pelota real de los reflejos generados en los cristales de la pista y las limitaciones en escenarios de alta velocidad.

Segundo ejemplo:

La visión por computadora se utiliza para estimación de la postura humana, cuyo objetivo es detectar e identificar la ubicación de las articulaciones del cuerpo.

Identificación de puntos claves: esta detección se puede realizar a partir de fotos, vídeos e incluso en tiempo real. Los algoritmos de estimación de movimiento, que a menudo se apoyan en redes neuronales profundas (como las redes neuronales Convolucionales o CNN), son fundamentales para localizar con precisión los puntos clave o de interés del cuerpo humano, como los hombros, codos, muñecas, rodillas y tobillos.

Análisis biomecánico: la detección de estos puntos permite construir un esqueleto virtual que describe la postura de la persona. A partir de las coordenadas 2D de estas articulaciones, la visión por computadora puede calcular ángulos entre ellas utilizando lógica y trigonometría. La medición de ángulos articulares es crucial en biomecánica para el análisis del movimiento.

Alternativas a métodos tradicionales:

La VC ofrece soluciones más económicas y prácticas que los sistemas tradicionales, ya que no requiere el uso de sensores, componentes electrónicos o marcadores físicos adheridos al cuerpo, a diferencia de los sistemas de captura de movimiento basados en marcadores, que son

lo estándar, pero requiere equipo costoso y personal capacitado.

Detección de postura en el Curls de Bíceps

De acuerdo con la investigación de (Juan Daniel Montenegro Zambrano, 2025) que aplicaron un software para detección y medición de postura en el ejercicio Curls de bíceps sus objetivos y funcionalidades fueron:

Monitorización constante: generar acompañamiento constante para personas que entrenan, ya que la supervisión de instructores suele ser insuficiente debido a las aglomeraciones.

Medición y seguimiento: El aplicativo captura los movimientos usados por la cámara web del computador. Detectar conexiones entre articulaciones (hombro, codo y muñeca) y medir el ángulo formado entre el brazo y el antebrazo.

Evaluación de la técnica: Dependiendo del rango de movimiento, el sistema puede determinar si el ejercicio se ejecuta de manera correcta o incorrecta.

Métricas de desempeño: Registra el rango angular, realiza el conteo de repeticiones ejecutadas dentro de un ángulo angular definido y calcula métricas temporales, como el tiempo promedio empleado en las fases concéntricas.

4. Desarrollo del Trabajo

El proyecto busca desarrollar y validar una solución tecnológica basada en visión artificial y procesamiento de imágenes para el análisis técnico en halterofilia. Su propósito no es únicamente generar conocimiento teórico, sino crear un prototipo funcional que sirva como sistema de apoyo para entrenadores y deportistas. El proyecto se orienta a la solución de un problema real mediante el uso de tecnologías accesibles y de bajo costo, lo cual lo ubica dentro de los proyectos de investigación aplicada con enfoque tecnológico. Adicionalmente, se contempla la participación del club deportivo ITM para la realización de pruebas y la evaluación del funcionamiento del sistema en un entorno real.

4.1 Diseño de la Arquitectura del Sistema y Flujo de Procesamiento de Video.

Para garantizar la fiabilidad en la adquisición de datos biomecánicos en entornos de entrenamiento reales, se establece los siguientes requisitos de hardware, software y condiciones ambientales:

- **Adquisición de video:** Se trabajó con un grupo de once atletas de halterofilia de nivel intermedio y avanzado. Para cada atleta se registraron múltiples repeticiones de los dos levantamientos olímpicos: el arranque (*snatch*) y el envión (*clean & jerk*), con cargas progresivas.

  Las sesiones fueron grabadas en formato MP4 mediante una cámara fija montada en trípode, posicionada de forma lateral al plano de movimiento del atleta, a una

resolución de 1920 × 1080 píxeles y a 30 fotogramas por segundo. La captura de video se realizó utilizando un dispositivo móvil Xiaomi Redmi 14, manteniendo condiciones constantes de iluminación, encuadre y distancia entre la cámara y el atleta durante todas las grabaciones, con el fin de garantizar la consistencia en la adquisición de los datos.



Fig.1. Representación de entorno de trabajo (creación propia)

- **Condiciones del Entorno:** La captura se realiza estrictamente en el **plano sagital** (vista lateral de perfil del atleta), manteniendo el eje óptico de la cámara perpendicular al plano de movimiento, tal como se ilustra en la figura 1. El dispositivo de captura se fija sobre un trípode a una altura estandarizada de 1.20m (aproximadamente a la altura del centro de masa estimado del atleta) y a una distancia de entre 3.5m y 4.5 m de la plataforma de

levantamiento, asegurando que todo el cuerpo del atleta y la trayectoria completa de los discos queden dentro del encuadre.

- **Factores de Iluminación:** El sistema opera bajo iluminación artificial de gimnasio o luz natural de día. La segmentación del disco se optimiza mediante el uso de cargas olímpicas de color uniforme.

4.1.1 Arquitectura general del sistema

El sistema se diseñó bajo una arquitectura modular y secuencial que procesa el flujo de datos en cuatro etapas principales como se describe en la figura 2:

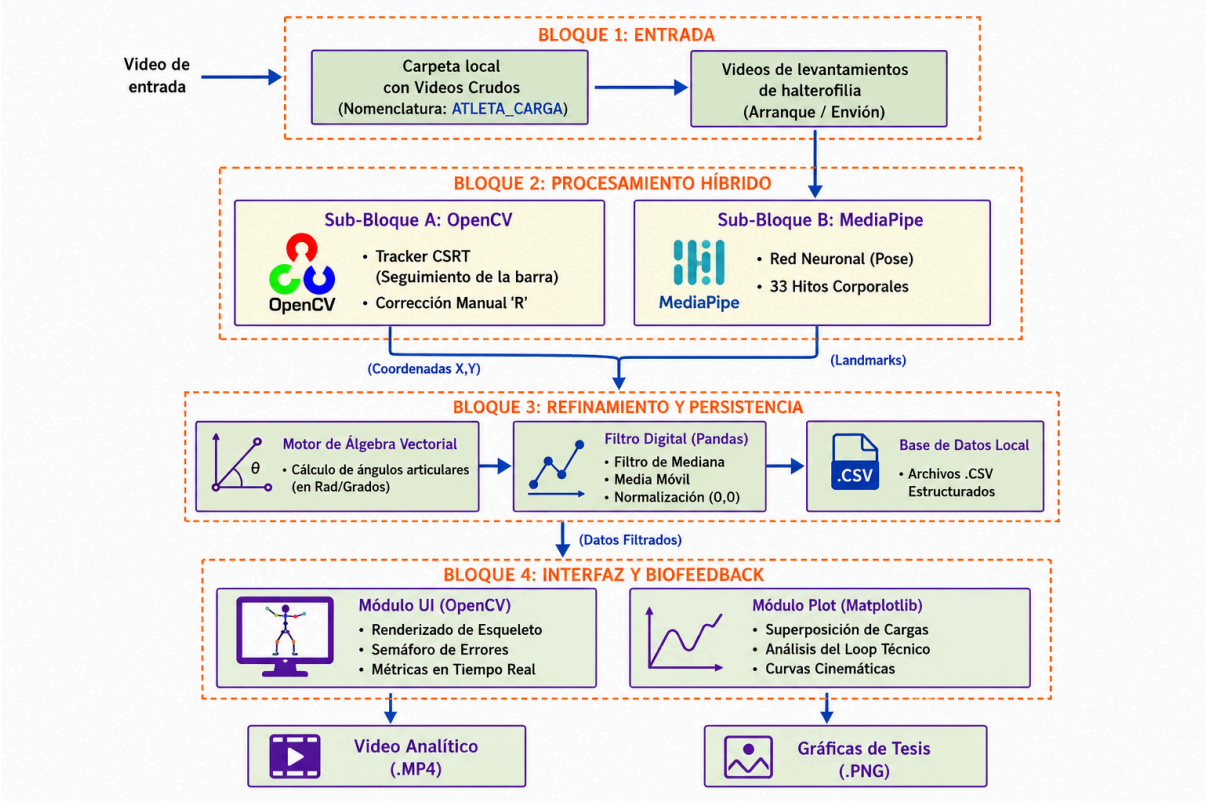


Fig.2. Representación gráfica de la metodología (creación propia)

- **Bloque 1:** Módulo de captura e interfaz de selección, controla la carga del archivo de video y permite al usuario navegar interactivamente entre fotogramas para establecer el punto exacto del movimiento (Despegue), reduciendo el tiempo de cómputo.

- **Bloque 2:** Módulo de procesamiento (Tracking) implementa algoritmos de correlación visual para el seguimiento continuo de coordenadas cartesianas (x,y) de la barra.

- **Bloque 3:** Módulo de análisis cinemático, calcula las variables angulares y vectoriales mediante modelos geométricos aplicados sobre puntos de referencia corporales del atleta.

- **Bloque 4**: Módulo de visualización, superpone las máscaras gráficas, vectores de movimiento e indicadores cuantitativos sobre el video original en un formato escalonado y exportable.

4.1.2 Configuración de módulo de captura y normalización de imágenes.

La implementación del software se realizó en el lenguaje de programación **Python,** integrando las librerías especializadas **Opencv,Numpy y Pandas.**

Para evitar deformaciones geométricas y problemas de desbordamiento de memoria durante la ejecución del tracking en tiempo real, el módulo de captura ejecuta una forma de normalización espacial y visual:

- **Escalado de vista previa:** El video original de alta resolución se procesa internamente a su escala real (1.0) para mantener la precisión matemática del píxel. Sin embargo, para la interfaz gráfica y la interacción del usuario(seleccionar la barra), el frame se redimensiona dinámicamente mediante una constante de escala (ESCALA VISTA= 0.4), aplicando una interpolación bilineal (**cv2.resize)**. Esto asegura que el software sea compatible con monitores de cualquier resolución sin deformar el aspecto de la imagen.

- **Normalización del espacio de trabajo:** El usuario define de manera interactiva la Región de Interés (ROI) inicial dibujando un cuadro delimitador (*bounding box*) sobre la barra en la vista previa a escala reducida (0.4). Posteriormente, el sistema realiza una **transformación de coordenadas inversa** multiplicando los límites del cuadro por la recíproca de la escala (1 / 0.4) antes de inicializar el algoritmo de seguimiento en el frame original. Este paso es fundamental para acoplar la comodidad de la interfaz de usuario con el rigor métrico del procesamiento a resolución completa.

4.2 Diseño e implementación de base de datos

Para la persistencia y administración de la información generada, se diseñó un sistema híbrido basado en un esquema de archivos planos estructurados (formato .csv) y un almacenamiento jerárquico de archivos binarios para el contenido multimedia (formatos .mp4 y .avi). Esta arquitectura fue seleccionada debido a su alta eficiencia y bajo costo computacional en el manejo de series temporales de datos cinemáticos, su portabilidad interplataforma y su inmediata integración con bibliotecas de analítica de datos como *Pandas* y herramientas de computación gráfica como *Matplotlib*.

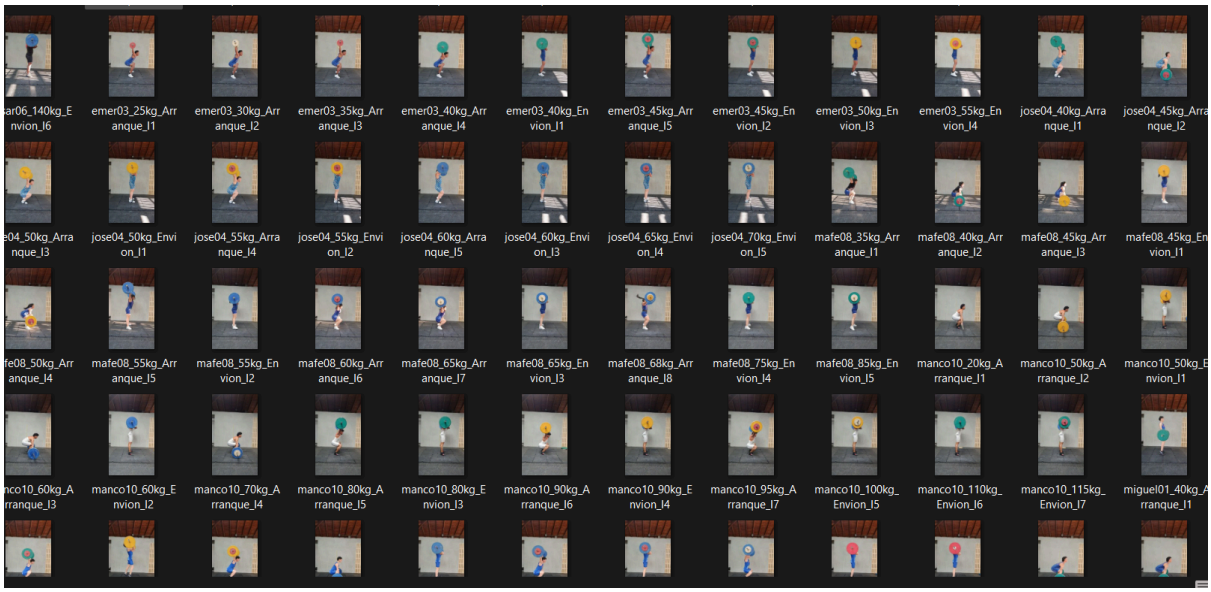


Fig.3. Captura de una visualización en pantalla de la base de datos

El universo de estudio y validación del sistema está constituido por un corpus de 129 videos indexados, de los cuales se presenta una captura de pantalla enla figura 3. Con el objetivo de optimizar la eficiencia algorítmica y estandarizar las ventanas de análisis, cada archivo multimedia fue sometido a un preprocesamiento de segmentación temporal estricta; el metraje de

cada ensayo inicia exactamente en el fotograma de despegue (rompimiento de la inercia de la barra con la plataforma) y concluye de forma automatizada una vez finaliza la fase de estabilización o fijación terminal del movimiento. Esta sincronización basal garantiza que las matrices temporales carezcan de fotogramas muertos o ruido cinemático previo al gesto motor.

4.2.1 Esquema de almacenamiento

El sistema extrae del video y calcula en cada fotograma (Fi) dos conjuntos principales de variables cuantitativas, los cuales se indexan temporalmente utilizando el número de frame como clave primaria:

- **Datos de la trayectoria de la barra:** Coordenadas cartesianas bidimensionales en la matriz de la imagen (Xpixel, Ypixel), correspondientes al centro geométrico del disco olímpico calculado por el algoritmo de seguimiento visual.

- **Datos biomecánicos del atleta(Estimación de pose):** Se usó matrices temporales que contienen los ángulos de interés articular calculados mediante uso de trigonometría vectorial: ángulo de flexión/extensión de rodilla, ángulo de extensión de codo, inclinación del segmento del tronco o espalda, y la distancia horizontal relativa entre el hombro delantero y la rodilla (Hip rise o HAR)

4.2.2 Estructura de directorios y nomenclatura

Para garantizar el correcto etiquetado, la integridad referencial y prevenir la ambigüedad en el almacenamiento local, se implementó una nomenclatura estandarizada orientada a objetos a través del módulo os de python. Cada archivo generado sigue un patrón de metadatos codificado en su nombre

[TIPO_ARCHIVO]_[ATLETA]_[CARGA]_[MOVIMIENTO]_[INTENTO].[EXTENSION]

Donde:

TIPO_ARCHIVO: Define la naturaleza del contenido (PUNTOS_TRAYECTORIA, BIOMECANICA o TRACKING_FINAL).

ATLETA: Identificador alfanumérico único del sujeto evaluado (ej. vale07, miguel, yive09).

CARGA: Masa total acoplada a la barra en kilogramos (ej. 40kg, 55kg, 70kg).

MOVIMIENTO: Tipo de levantamiento olímpico ejecutado (Arranque o Envion).

INTENTO: Identificador secuencial de la serie de trabajo en la sesión (ej. I1, I4, I6).

4.2.3 Funciones de Consulta, Recuperación y Análisis Comparativo

Para permitir la evaluación de la evolución del rendimiento y el análisis de la variabilidad técnica intra-sujeto, se construyeron subrutinas específicas de recuperación de información. El script de consulta toma como parámetros de entrada el vector de cadenas con las rutas de los archivos requeridos (ej. los tres intentos de un mismo atleta en diferentes cargas).

El algoritmo de recuperación verifica la existencia física del archivo mediante os.path.exists(), previene errores de desbordamiento o falta de datos rellenando los bordes del filtrado digital con .fillna(), y ejecuta una **normalización en el tiempo de consulta**.

Esta normalización toma el primer registro válido de cada archivo independiente y lo transforma al origen matemático (0,0), permitiendo que la función de graficado superponga curvas capturadas en diferentes momentos del tiempo, resolviendo el problema de desplazamiento de cámara y permitiendo realizar análisis cuantitativos inmediatos sobre la degradación de la técnica bajo fatiga.

4.3 Desarrollo e Implementación del Módulo de Visión Artificial para Estimación de Pose

Para evitar el uso de marcadores físicos y hacer posible la digitalización cinemática del cuerpo se usó el frameworks de visión artificial de código abierto MediaPipe Pose. El cual actúa directamente sobre el flujo de fotogramas decodificados por el módulo de captura, aislando la estructura esquelética del sujeto en un espacio bidimensional normalizado.

4.3.1 Configuración del modelo

La inicialización de la API Media Pipe(mp.solutions.pose.Pose) se configuró mediante hiperparametros optimizados para mitigar el ruido por oclusión y falsos positivos causados por el movimiento de alta velocidad de los segmentos corporales:

- **Confianza mínima de detección** (min_detection_confidence = 0.6) : se usó un umbral crítico para la ejecución de la red de detección de palmas/cuerpo inicial. Un valor de 0.6

asegura que el sistema valide la presencia del atleta antes de inicializar el seguimiento, evitando perturbaciones por el color de los discos y fondo del gimnasio.

- **Confianza mínima de seguimiento** (min_tracking_confidence = 0.6): Se usó un umbral de correlación entre fotogramas sucesivos para el modelo de hitos corporales(landmarks). Al fijarse en 0.6, el sistema reduce el efecto de desajuste o "parpadeo" de los puntos claves articulados durante las fases de aceleración balística como el segundo tirón y fase de vuelo.

El modelo devuelve un arreglo estandarizado de 33 puntos clave de control anatómico (*landmarks*), representados por coordenadas relativas (x, y, z) normalizadas entre [0.0, 1.0] respecto a las dimensiones del fotograma. Para los fines del análisis cinemático del plano sagital, se extrajeron los vectores correspondientes al hombro, cadera,rodilla,tobillo,codo y muñeca.

4.3.2 Cálculo de métricas angulares

Al terminar con la extracción y ya mapeados los puntos claves de cada fotograma, el sistema transforma las coordenadas normalizadas a píxeles reales basándose en la resolución

nativa de la imagen (w,h). Para calcular las variables cinemáticas fundamentales del movimiento (ángulos de flexión de rodilla, codo e inclinación de la espalda) se implementó un motor geométrico basado en álgebra vectorial.

Para cualquier articulación central B conectada a dos puntos contiguos A Y C, se definen dos vectores espaciales BA Y BC, como se muestra en la figura 4:

BA= (xA - xB, YA- YB)

BC= (xC -xB, YC- YB)

```python
def calcular_angulo(a, b, c):
    """Ángulo en la articulación B entre los segmentos BA y BC."""
    a, b, c = np.array(a), np.array(b), np.array(c)
    ba = a - b
    bc = c - b
    norm_ba = np.linalg.norm(ba)
    norm_bc = np.linalg.norm(bc)
    if norm_ba == 0 or norm_bc == 0:
        return 180.0
    cosine_angle = np.dot(ba, bc) / (norm_ba * norm_bc)
    return np.degrees(np.arccos(np.clip(cosine_angle, -1.0, 1.0)))
```

Fig.4. Código usado para el cálculo de métricas

Específicamente, el sistema calcula las variables de control cinemático bajo los siguientes criterios vectoriales:

- **Ángulo de la Rodilla (rodilla):** Calculado a partir de los puntos del tobillo (A), rodilla (B) y cadera (C). Evalúa la profundidad de la recepción en la cargada, el recorrido elástico del *Dip* y la flexión en la tijera del *Split*.
- **Ángulo del codo (codo):** Mapeado utilizando los puntos de la muñeca (A), codo (B) y hombro (C). Se procesa mediante una condición lógica inversa para registrar con precisión el bloqueo articular sobre la cabeza en el Arranque y el Jerk.
- **Inclinación del Tronco/Espalda (espalda):** Evaluado tomando el vector vertical del plano de la imagen como referencia respecto al vector formado entre la cadera y el hombro, controlando la postura erecta en la recepción y la estabilidad del tronco en la tijera.

4.3.3 Segmentación cinemática de Fases:

Se Implementó una segmentación por umbralización de señales basado en el comportamiento dinámico:

4.3.3. 1 Fase de jalón: se comprende desde el inicio del movimiento hasta el frame donde el ángulo de la rodilla alcanza su máxima extensión lineal.

4.3.3.2 Fase de cargada: se identifica como el colapso controlado de la rodilla por debajo del umbral crítico que se definió en el software.

4.3.3.3 Fase de recuperación: El sistema monitorea la señal de la rodilla hasta que esta registra una expansión sostenida superior a 165º, indicando que el atleta se encuentra erguido y estable.

4.3.3.4 Fase del Dip Jerk: se activa después de la fase de recuperación. En el cual el código detecta el mínimo local de la flexión corta de la rodilla previo al despegue del jerk.

4.3.3.5 Fase Split: Analiza el descenso absoluto de la articulación que ocurre posterior a la fase de aceleración del Dip, proyectando las métricas en el momento de máxima apertura de la tijera para diagnosticar la estabilidad.

4.4 Desarrollo del Módulo de Retroalimentación y Diagnóstico Técnico Automatizado.

Se desarrolló en Python un sistema que unifica la decodificación de video, el procesamiento con herramientas de visión artificial y almacenamiento de datos en un solo trabajo. Permitiendo que cada fotograma se trabaje de manera aislada y ordenada, de acuerdo con la imagen visualizada y a las métricas cinéticas calculadas.

El flujo del sistema opera bajo un bucle principal de tipo While controlado por eventos cinemáticos. El ciclo de procesamiento sigue el orden lógico estructurado en el software:

- Lectura y extracción de metadatos: Mediante el uso del objeto cv2.VideoCapture, el sistema extrae las propiedades nativas del archivo de video: cuadros por segundos (FPS), el ancho(w) y la altura(h) originales en pixeles.

- Sincronización con sistema de detección: Cada fotograma capturado se transforma al espacio de color RGB requerido por la arquitectura de Mediapipe. Los landmarks corporales y las coordenadas de la trayectoria calculadas en ese milisegundo se asocian al identificador único del fotograma (frame_idx).

- Almacenamiento de datos: el conjunto de variables resultantes se guarda en una matriz relacional de Pandas antes de dar paso al siguiente fotograma.

4.4.1 Calibración escalar y conversión métrica

Para la validez científica del sistema se tuvo en cuenta la transición del espacio abstracto de la pantalla (pixeles) al espacio físico real (metros). Para ello, el software implementó un módulo de calibración(fig 5) basado en un objeto de referencia con dimensiones internacionales estandarizadas como lo es el disco de halterofilia (45 cm de diámetro exterior).

```
cv2.imshow("Calibracion", img)
cv2.setMouseCallback("Calibracion", clic_disco)
print(f"Mostrando Frame {FRAME_A_MOSTRAR}. Si ves el techo, cambia FRAME_A_MOSTRAR en el código.")
print("1. Haz clic en el borde SUPERIOR del disco.")
print("2. Haz clic en el borde INFERIOR del disco.")
print("3. Presiona cualquier tecla para terminar.")

cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()

if len(puntos) >= 2:
    # Distancia entre los dos primeros clics
    pixel_dist = ((puntos[1][0] - puntos[0][0])**2 + (puntos[1][1] - puntos[0][1])**2)**0.5


    factor = 0.45 / pixel_dist
```

Fig.5. Código usado para calibrar con el disco olimpico

4.4.2 Visualización de la interfaz

El sistema procesa los datos cinemáticos en tiempo real y los transforma en elementos gráficos interpretables por el usuario. En lugar de ofrecer tablas numéricas abstractas, el software utiliza las funciones de dibujo de Opencv para superponer una capa de realidad aumentada sobre el video original:

4.4.2.1 Trazado de la trayectoria Baricéntrica: Mediante la acumulación de la lista indexada de los puntos arrojados por el tracker, el sistema ejecuta un bucle iterativo que dibuja líneas continuas (cv2.line) uniendo las coordenadas (xi,yi) con (xi-1, yi-1) en un color contrastante. Esto genera el mapa visual del recorrido de la barra que se muestra directamente sobre el video.

4.4.2.2 Gráficas e indicadores de estado: El software evalúa en qué fase del movimiento se encuentra el fotograma actual (jalón, cargada, recepción , dip) y dibuja un cuadro de texto informativo (cv2.putText). Indicadores criticos como el angulo de la rodilla, el valor minimo del dip y la inclinación del tronco, cambiando de color(verde para valoredes eficientes, rojo para alertas tecnicas) segun los umbrales ideales parametrizados.

4.4.2.3 Exportación del video: Cada frame modificado con las superposiciones gráficas se guarda en un flujo de vídeo de salida utilizando MJPG o (mp4v) a través de la clase cv2. VideoWriter. El archivo resultante se almacena en la base de datos local como un archivo .avi o .mp4 para su correspondiente consulta.

4.5 Resultados

El software procesó exitosamente los videos correspondientes a los levantamientos de arranque y envión. El sistema automatizó la extracción de la trayectoria de la barra, aplicando un filtro de media móvil (*rolling average*) para reducir el ruido óptico generado durante el seguimiento visual. Además, las coordenadas obtenidas en píxeles fueron convertidas a medidas reales en centímetros mediante el módulo de calibración escalar.

A partir de las métricas calculadas, el sistema logró extraer variables relevantes como el desvío horizontal de la barra, los ángulos articulares principales y valores asociados a la velocidad del movimiento. Estos resultados permitieron identificar variaciones técnicas durante las diferentes fases del levantamiento.

Asimismo, el sistema demostró la capacidad de detectar desviaciones biomecánicas que pueden resultar difíciles de percibir mediante observación visual directa. Aunque no se establece una precisión absoluta del análisis, los resultados obtenidos muestran un nivel de fidelidad matemática suficiente para apoyar la evaluación técnica utilizando cámaras convencionales y herramientas de código abierto.

4.5.1 Validación del sistema

El sistema fue validado utilizando 129 videos correspondientes a once atletas de halterofilia ejecutando movimientos de arranque y envión con diferentes cargas. Durante las pruebas, el software logró detectar correctamente los puntos articulares y realizar el seguimiento de la barra en la mayoría de los fotogramas analizados. Sin embargo, en algunos casos se observaron fluctuaciones e inconsistencias en los valores obtenidos, así como variaciones bruscas entre fotogramas consecutivos.

La segmentación automática de las fases del levantamiento permitió identificar eventos técnicos como el jalón, la recepción, el dip y el split, generando métricas biomecánicas de forma continua durante toda la ejecución del movimiento. El sistema mantuvo un comportamiento estable bajo condiciones de iluminación controlada y en grabaciones realizadas desde una vista lateral del atleta.

Se observó que los errores de seguimiento aumentaban durante fases de alta velocidad o cuando existían oclusiones parciales del cuerpo o de la barra, debido a la sensibilidad de MediaPipe frente a ciertos entornos y cambios rápidos en el movimiento. Inicialmente, se planteó utilizar directamente los puntos extraídos del archivo CSV para reconstruir la trayectoria de la barra. No obstante, debido a la inconsistencia y variabilidad de algunos datos, se optó por implementar un algoritmo de *tracking* independiente que realizará el seguimiento visual de la barra y generará nuevas coordenadas con mayor estabilidad para el análisis cinemático.

4.5.2 Análisis de trayectoria de la barra

El sistema permite visualizar la trayectoria baricéntrica de la barra durante cada levantamiento. En ejecuciones técnicamente eficientes se observó una trayectoria más cercana al eje vertical, mientras que en intentos fallidos aparecieron desviaciones horizontales más pronunciadas.

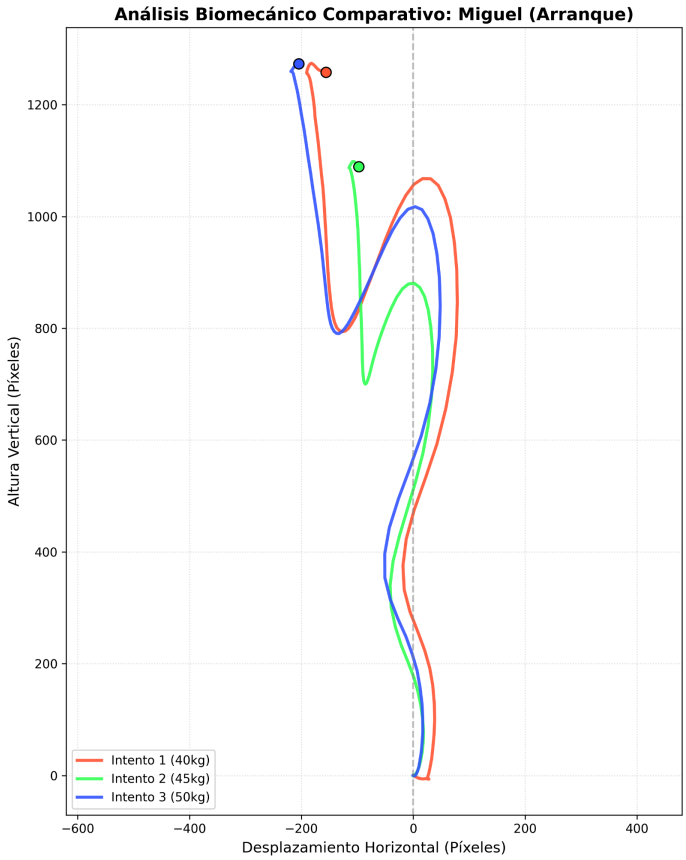


Fig.6. Trayectoria del arranque de un mismo sujeto

De acuerdo con la figura 6, al evaluar las trayectorias de un mismo atleta sometido a diferentes intensidades de carga, el sistema expone un fenómeno neuromuscular de alta relevancia metodológica. En la condición de carga mínima (40 kg), el algoritmo registró una

trayectoria parabólica ancha con un marcado descontrol horizontal en el plano anterior. Biomecánicamente, esta holgura cinemática ocurre porque el atleta, al enfrentarse a una resistencia muy inferior a su capacidad máxima, ejecuta el movimiento de forma subconsciente o automatizada sin una rigurosa restricción espacial, aplicando un exceso de fuerza horizontal en el segundo tirón.

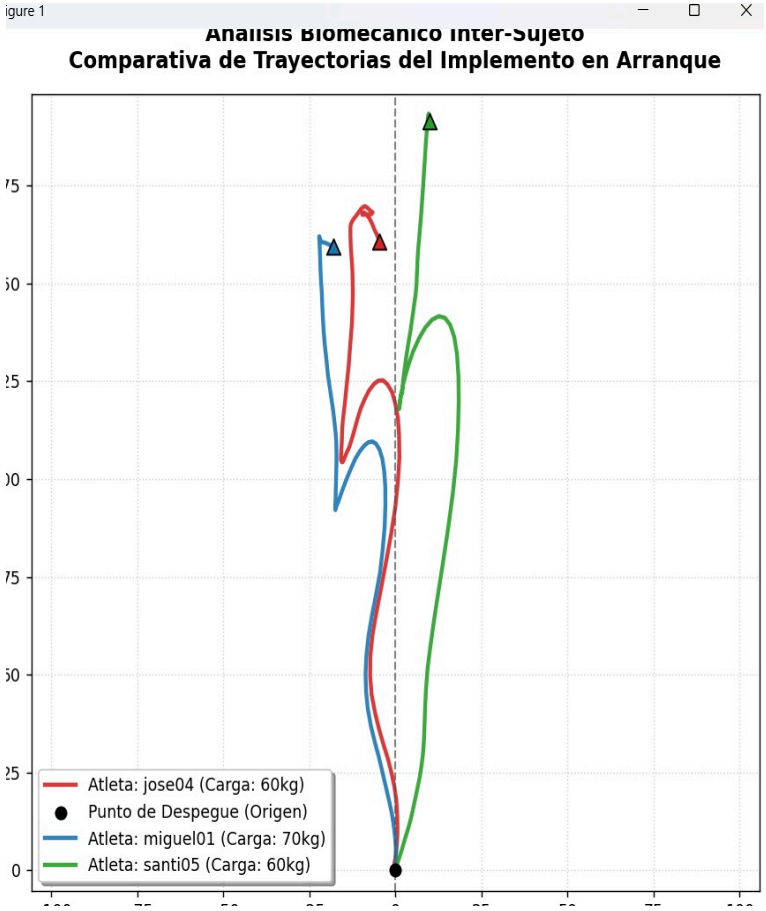


Fig.7. Trayectoria del arranque de varios atletas en máximas cargas

Por el contrario, al incrementar la carga de forma progresiva hasta alcanzar los 50 kg, se aprecia una optimización radical del patrón motor. La curva se estrecha sustancialmente,

describiendo una trayectoria más vertical, limpia y eficiente. Este comportamiento valida la **hipótesis de confinamiento dinámico por restricción de masa**: el peso límite actúa como un modulador físico subconsciente que fuerza al sistema propioceptivo del atleta a eliminar los grados de libertad innecesarios para garantizar la viabilidad y el éxito del levantamiento.

En la figura 7, podemos observar la comparación entre 3 diferentes atletas, donde el atleta **santi** (línea verde) manifiesta una deficiencia técnica: desde las fases tempranas del movimiento, proyecta de manera desmedida el implemento hacia el plano anterior (derecha del eje de simetría), alejando la barra de su base de sustentación corporal. Esta anomalía contrasta drásticamente con el comportamiento de los otros dos levantadores (**jose04** y **miguel01**), quienes describen trayectorias similares y biomecánicamente estables, guiando de forma controlada el implemento hacia la zona posterior (izquierda) para asegurar un vector de aceleración vertical dominante.

En la figura 8, la atleta **Nayive** (línea roja) expone un despegue mecánicamente correcto y paralelo al eje central. No obstante, el sistema detectó una marcada inestabilidad en la fase de transición aérea, lo que obligó a la levantadora a realizar un salto compensatorio hacia adelante (plano anterior) para "perseguir" e interceptar la barra en una zona de recepción mecánicamente desfavorable.

Por su parte, las dos atletas restantes (**mafe08** y **Vale07**) exhiben patrones de control geométrico muy semejantes, basados en un barrido activo hacia el plano posterior. La principal diferencia matemática aislada por el algoritmo radica en la **altura vertical neta**: mientras que una de las atletas optimiza la extensión para fijar la recepción en un punto significativamente más alto, la otra captura el implemento en una posición de sentadilla más profunda, lo que

demuestra la utilidad del software para medir tanto desplazamientos horizontales como eficiencias de altura de vuelo.

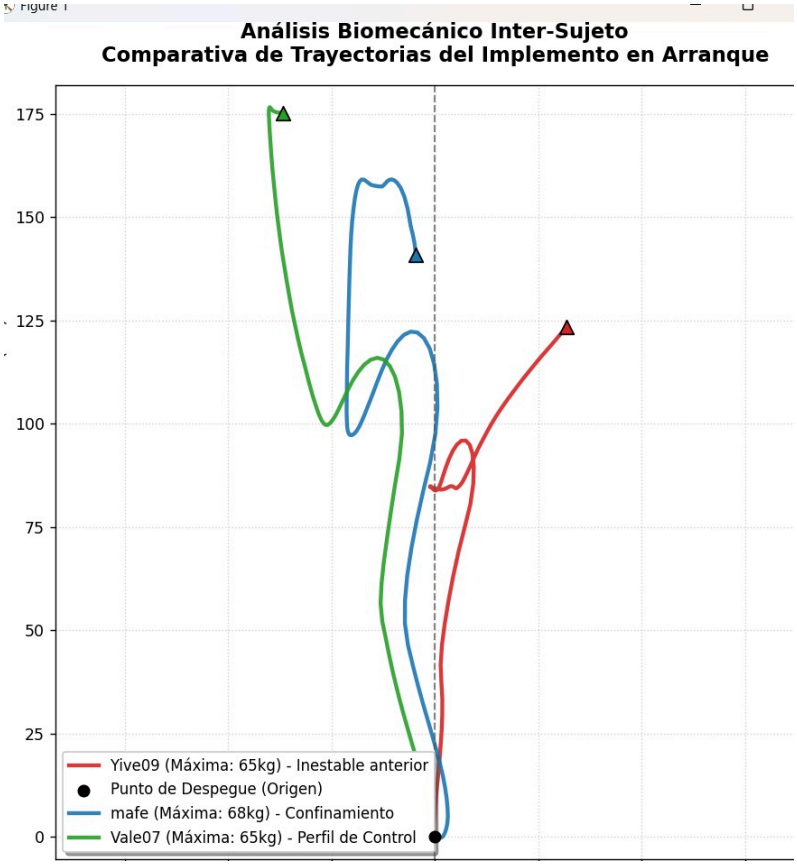


Fig.8 Trayectoria del arranque de varios atletas en máximas cargas.

Por último, en la figura 9 el sistema permite confrontar de manera binaria los dos comportamientos cinemáticos arquetípicos encontrados en la muestra experimental para servir como modelo de diagnóstico diferencial.

Donde el modelo eficiente (Línea roja - simon): Describe una ejecución óptima alineada con la literatura clásica. Muestra un primer tirón guiado hacia el plano posterior (izquierdo),

seguido de una extensión concéntrica muy ajustada a la línea de origen que culmina en una recepción profunda, simétrica y estable en el plano de gravedad trasera.

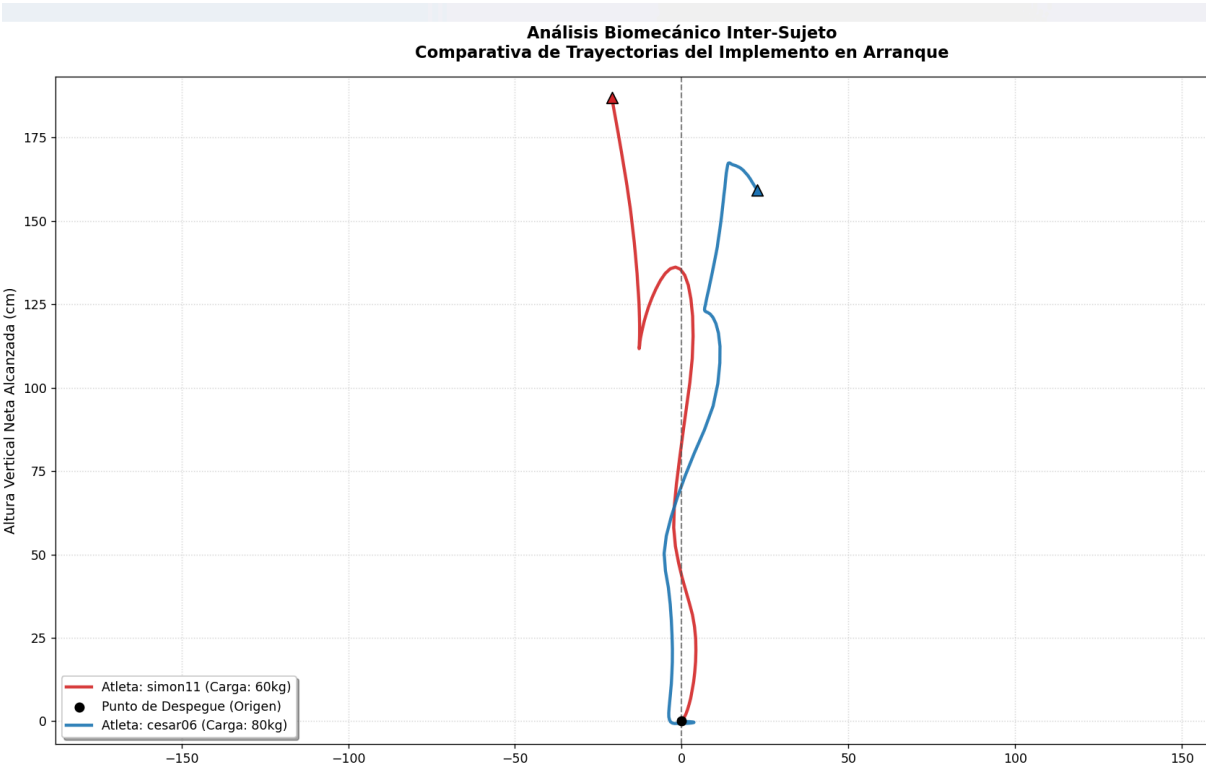


Fig.9. Comparación de dos trayectorias en el arranque

Modelo de deficiencia: (línea azul- cesar): Expone un despegue inicialmente verticalizado que sufre una ruptura drástica en el segundo tirón. El atleta golpea y "azotea" la barra de manera horizontal hacia el lado derecho del plano (anterior). Al proyectar el implemento en forma de parábola abierta alejada del cuerpo, el software registra una fase de recepción sumamente inestable: la señal nunca regresa al plano posterior de seguridad, obligando al sujeto a abalanzarse hacia adelante, lo que incrementa el brazo de palanca articular y el riesgo de un fallo balístico por pérdida de control anterior.

4.5.3 Clasificación frente a la literatura clásica

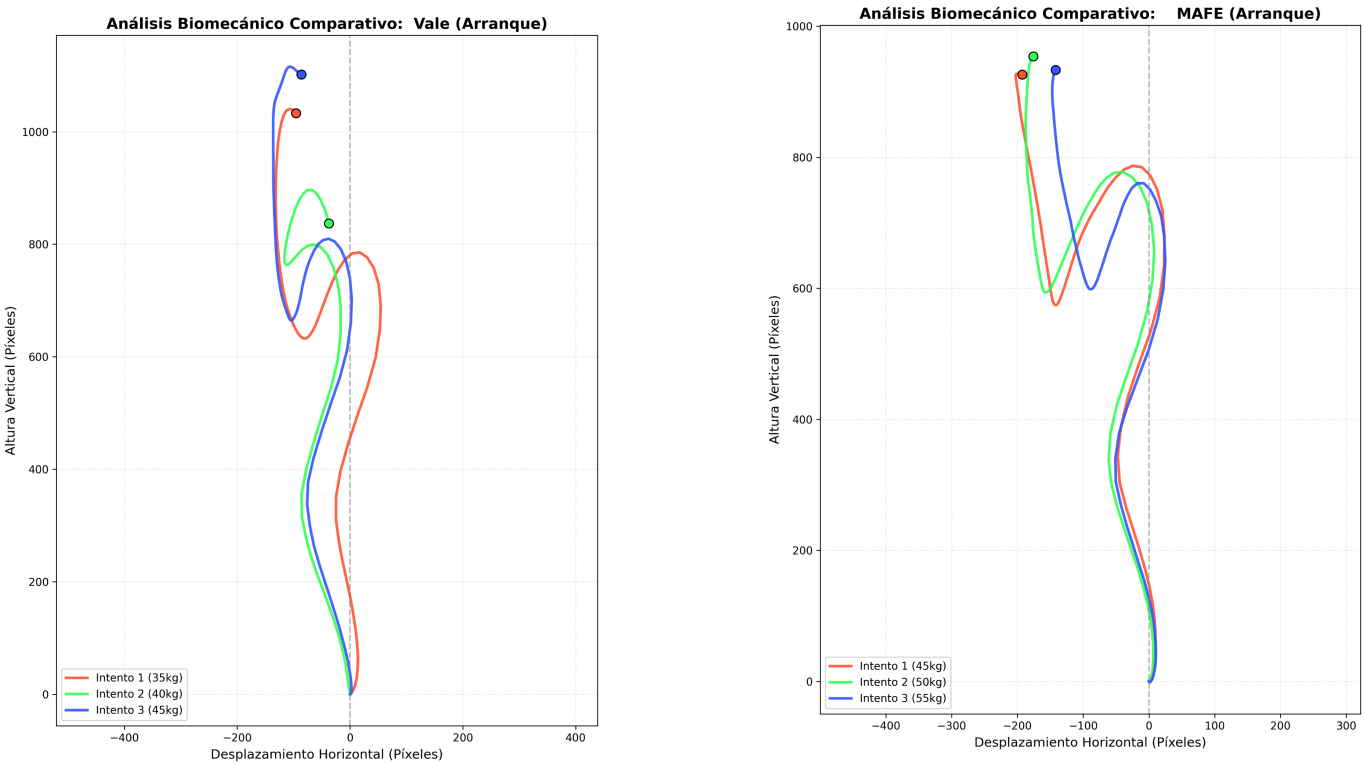


Fig.10 Trayectoria de arranque de un mismo sujeto en diferentes cargas.

Para consolidar el alcance analítico del sistema desarrollado, se quiso contrastar las trayectorias capturadas con los modelos teóricos de referencia biomecánica de la halterofilia (Modelo A,B,C de Vorobyev). Permitiendo validar de manera rigurosa la capacidad de software para catalogar y diagnosticar el estilo de la ejecución de los levantadores.

En la literatura científica se establece que la trayectoria de tipo B es el estándar de oro y el patrón de mayor prevalencia en atletas de alto rendimiento. El cual se caracteriza por un despegue donde la barra viaja inmediatamente hacia el plano posterior (atrás) para limpiar la

articulación de la rodilla, seguido de una ligera excursión anterior durante el segundo tirón, culminando con un bucle de retorno hacia la zona de seguridad trasera.

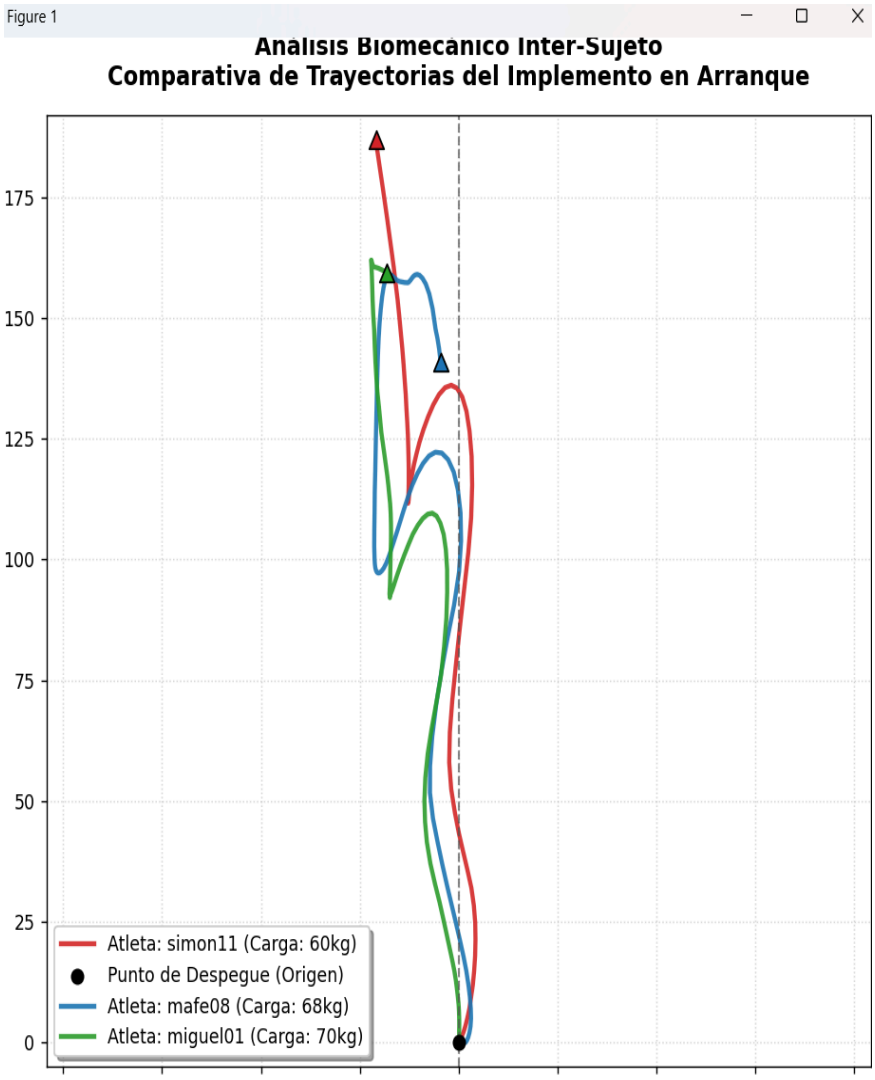


Fig.11. Trayectorias tipo B

En el modelo tipo A (ver figura 12) se describe una ejecución donde la barra experimenta un desplazamiento posterior (hacia la izquierda) sumamente profundo desde el arranque del suelo y prácticamente nunca cruza el eje vertical central hacia el plano anterior. Es una variante mecánicamente válida, pero que exige niveles de fuerza muscular muy elevados en la cadena posterior y dorsal.

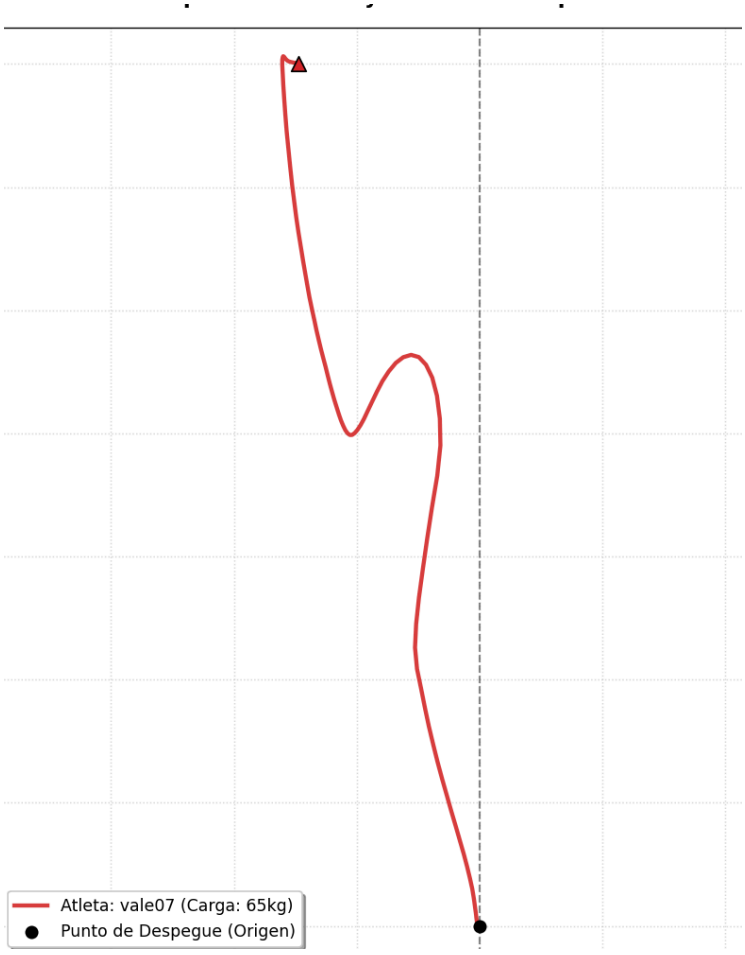


Fig.12. Trayectoria tipo A

En el modelo tipo C representa una trayectoria donde la barra se desplaza hacia el plano anterior (derecha) desde el inicio del despegue. Si bien está documentada en la literatura, la deformación excesiva de este patrón degenera en el error técnico conocido como **"voleo" o efecto loop**.

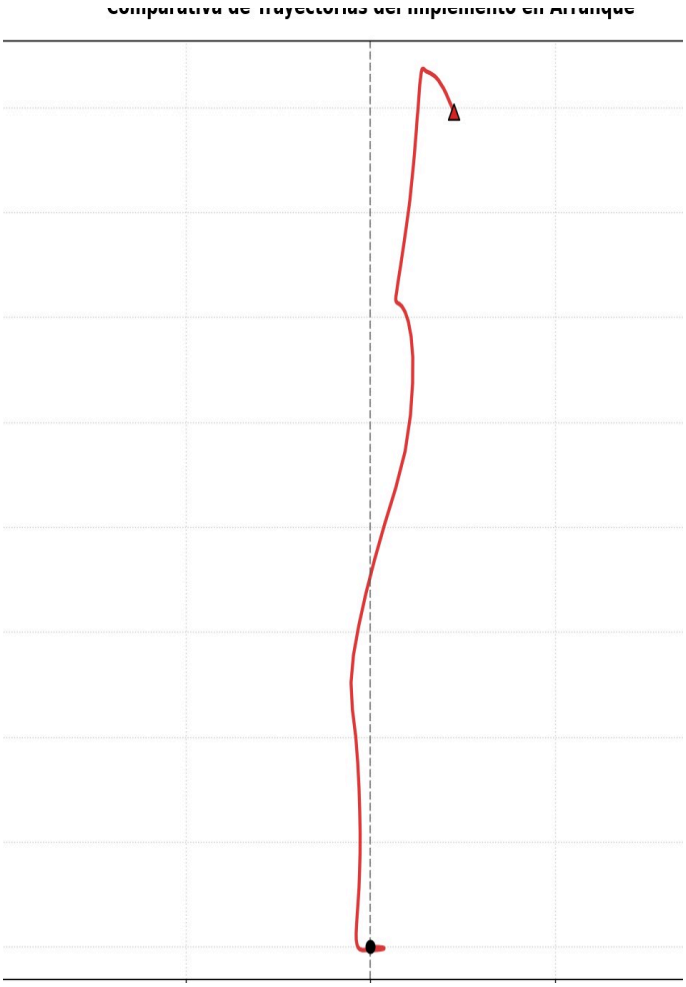


Fig.13. Trayectoria tipo C

4.5.4 Resultados de estimación de pose

La estimación de pose permitió detectar de forma consistente los principales puntos articulares del atleta durante las diferentes fases del movimiento. Los landmarks de hombro, cadera, rodilla y tobillo presentaron mayor estabilidad en comparación con articulaciones distales como muñeca y tobillo durante fases explosivas.

Uno de los mayores retos que se tenía, era la estabilidad en la detección de fases explosivas ya que al principio el esqueleto digital se desconfigura y no acompañaba el movimiento real del cuerpo. Por ende, se configuró de esta manera min_detection_confidence=0.6, min_tracking_confidence=0.6 para mantener la estabilidad dentro del software.

A pesar de la robustez que contiene Media Pipe, el sistema experimentó desafíos debido al entorno deportivo que fueron registrados y mitificados por el software:

- **Oclusión por disco**: Se presentó que durante la primera fase del tirón(despegue), los discos de tamaño olímpico tienden a ocultar total o parcialmente los landmarks del tobillo y el pie en la toma lateral. Por ende, se resolvió mediante la interpolación temporal del script, manteniendo la coherencia de la pose incluso ante la pérdida momentánea de visibilidad de la articulación.

- **Desenfoque de movimiento**: Debido a la velocidad se generaba un efecto de desenfoque óptico en los fotogramas. En la cual las muñecas en incluso a la hora de trazar la trayectoria el algoritmo se perdía y trazaba puntos diferentes. Provocando oscilaciones

inesperadas, las cuales fueron corregidas mediante el filtro de media móvil programado en el software.



Fig.13. Representación de las métricas y el esqueleto digital



Fig. 14 **Representación de las métricas y el esqueleto digital**

- **Contraste e iluminación variable:** debido al entorno en el que se grabó, se encontraba una iluminación deficiente o con sombras que se proyectaban en el suelo o cuerpo del

atleta, en el cual el modelo experimentó ligeras variaciones en la estimación de los landmarks. No obstante, se eligió priorizar el baricentro de la barra y los nodos estables de la cadera y hombro para evitar degradaciones en el diagnóstico.

4.5.5 Evaluación de métricas articulares

El sistema también cuenta con un módulo de cálculo automatizado. En el cual, mediante el uso de vectores de la posición de los landmarks de Media Pipe audita en tiempo real dos de los factores determinantes en la efectividad de los movimientos. Los cuales son la cadera en la fase inicial del despegue y el comportamiento angular de la articulación del codo antes de la extensión máxima.

Durante el despegue un levantamiento eficiente exige que el ángulo de la cadera se abra de manera progresiva y coordinada con las rodillas. Si la cadera se eleva de forma prematura el ángulo de la cadera se cierra de golpe o se mantiene estático mientras las rodillas se extienden. Con respecto al software, el algoritmo calcula el ángulo interno formado entre el hombro (nodo 11/12), la cadera (nodo 23/24) y la rodilla (nodo 25/26). El sistema es capaz de alertar cuando un atleta inicia el movimiento con un ángulo de cadera excesivamente agudo (menor a 75º) o cuando registra una velocidad angular de extensión de rodilla desproporcionada respecto a la de la cadera. Esta condición parásita incrementa críticamente el brazo de palanca horizontal en la zona lumbar, aumentando el riesgo de fatiga o lesión y alejando la barra de la trayectoria ideal.

En la flexión anticipada de codo lo que se ve es que los brazos deberían de actuar como hilo que transmiten la fuerza, cualquier flexión rompe esta cadena de transmisión: Los codos deben de permanecer en extensión completa (180º o cercana al valor) hasta la fase de transición,

reflexionando únicamente cuando la cadera y rodilla alcanza su máxima extensión. En el programa lo vemos como el monitoreo continuo del ángulo interarticular del codo (hombro-codo-muñeca). El algoritmo detecta la **anticipación de codos** al aislar el fotograma exacto donde el ángulo desciende por debajo de un umbral de tolerancia crítica menor o igual a (165º) mientras el landmark de la cadera aún no ha completado su fase de extensión vertical.



Fig.15 Representación de métricas y señalización de ángulos

La figura 15 ilustra un fotograma capturado durante la fase del primer tirón, donde se aprecia la superposición exitosa del esqueleto sobre la imagen real del atleta. Se observa el ángulo del codo (137º) y la alerta de anticipación que se da por el umbral programado.

Así mismo en la terminal, figura 16 muestra los siguientes datos sobre el movimiento realizado:

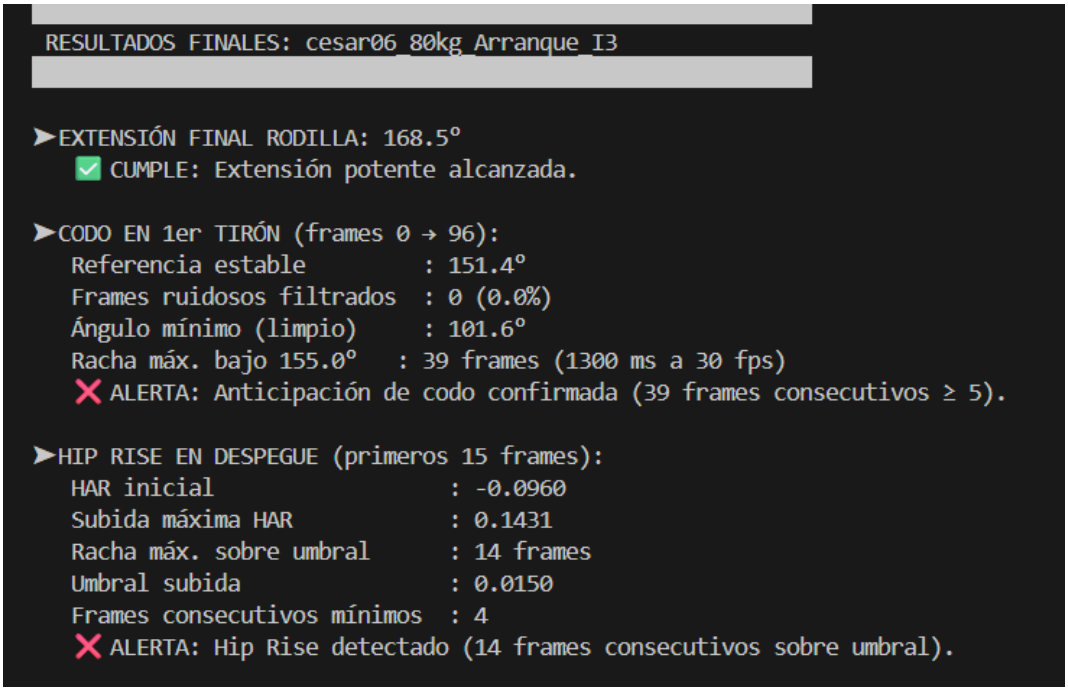


Fig.16. Resultados arrojados por consola

Los datos cuantitativos arrojados por la terminal confirman que el sujeto **cesar06** no cumple con los criterios de eficiencia mecánica requeridos para un levantamiento seguro.

Biomecánicamente, la activación concéntrica prematura del bíceps braquial y el braquiorradial disipa la energía cinética proveniente de las piernas antes de que esta sea transmitida de forma vertical a la barra. Este error angular en los brazos se correlaciona de manera directa con las deficiencias cinemáticas expuestas previamente en el gráfico de

trayectorias (figura 11), donde la barra sufre una excursión horizontal desmedida hacia el plano anterior, traduciéndose en una parábola abierta de "voleo" y en una fase de recepción críticamente inestable para el levantador.

Así mismo podemos analizar el levantamiento del atleta simon 11 con 60kg, donde anteriormente describe una de las trayectorias más limpias de las muestras, el software logró diagnosticar un fallo técnico en el tren superior durante el primer tirón.



Fig.17 Representación de métricas y señalización de ángulos

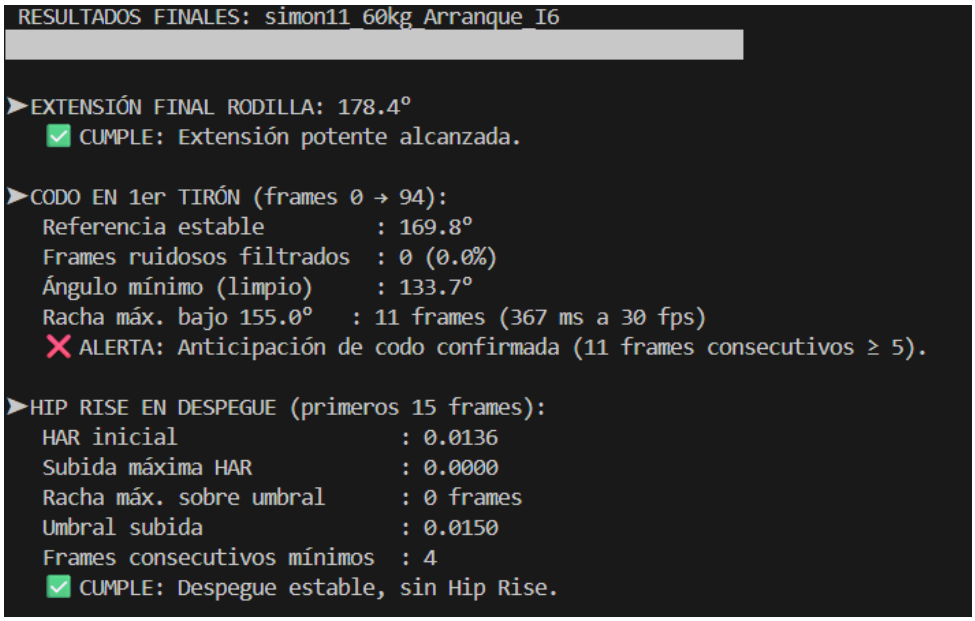


Fig.18 Resultados arrojados por consola

El sistema detectó que el ángulo del codo sufrió una caída limpia hasta un mínimo de 133.7º durante 11 frames consecutivos. Lo interesante es que Simon tiene un movimiento muy eficiente en la cadera y piernas, lo cual le permite tener una mejor extensión vertical independiente del error técnico en el tren superior.

Este dato demuestra el valor disruptivo de la herramienta, aunque la trayectoria de simon es lo suficientemente compacta como para lograr un levantamiento exitoso, la flexión prematura revela que el atleta está realizando una fuerza con los miembros superiores antes de tiempo. Esta métrica le advierte al entrenador que, si Simon corrige este bloqueo de brazos y permite que actúen como tensores, podría optimizar aún más la velocidad vertical de la barra y mitigar la fatiga muscular en los bíceps, incrementando su potencial de carga efectiva.

4.5.6 Segmentación automática de fases.

Para la segmentación automática el algoritmo no requiere intervención manual, en su lugar, buscar usar las variaciones cinemáticas de velocidad, aceleración y cambio de dirección de la barra y de los landmarks articulares para poder fragmentar de manera autónoma el gesto en tres fases continuas: jalón, vuelo y split.



Fig.19. Representación de fase 1

4.5.6.1 Fase 1: jalón o tirón

- Detección: esta fase se comprende desde el instante en el que el atleta rompe contacto con el suelo hasta el pico máximo de extensión explosiva del atleta.
- Criterio de segmentación: El algoritmo inicializa la fase al detectar el cambio positivo continuo en la velocidad vertical. Durante esta ventana el sistema extrae también las métricas vistas en el arranque como el levantamiento prematuro de la cadera, la extensión de rodilla y la anticipación de codos. El cierre de la fase se da cuando la barra alcanza su máxima velocidad vertical antes de desacelerar.

4.5.6.2 Fase 2: la fase de vuelo

- Detección: Incluye la entrada del atleta bajo la barra para la cargada, la estabilización de la sentadilla, el posicionamiento de la barra sobre los hombros y la ejecución de flexión y empuje.
- Criterio de segmentación: el software activa esta ventana en el momento en que la velocidad vertical cambia de signo o entra en una fase de desaceleración, combinada con el descenso rápido de los landmarks de la cadera y hombros por la metida de la barra. La fase termina cuando el sistema detecta el final del impulso vertical del jerk.



Fig.20. Representación de fase 2

4.5.6.3 fase 3: El split

- Detección: Corresponde a la fase final donde el atleta divide los pies de forma asimetría y bloquea los brazos sobre la cabeza para fijar la masa cargada.

- Criterio de segmentación: El algoritmo registra la máxima excursión vertical de la barra en el plano en paralelo con la apertura de los miembros inferiores. El sistema mide el ángulo de la rodilla delantera y evalúa la inclinación de la espalda frente a la referencia del despegue inicial.



Fig.21 Representación de fase 3

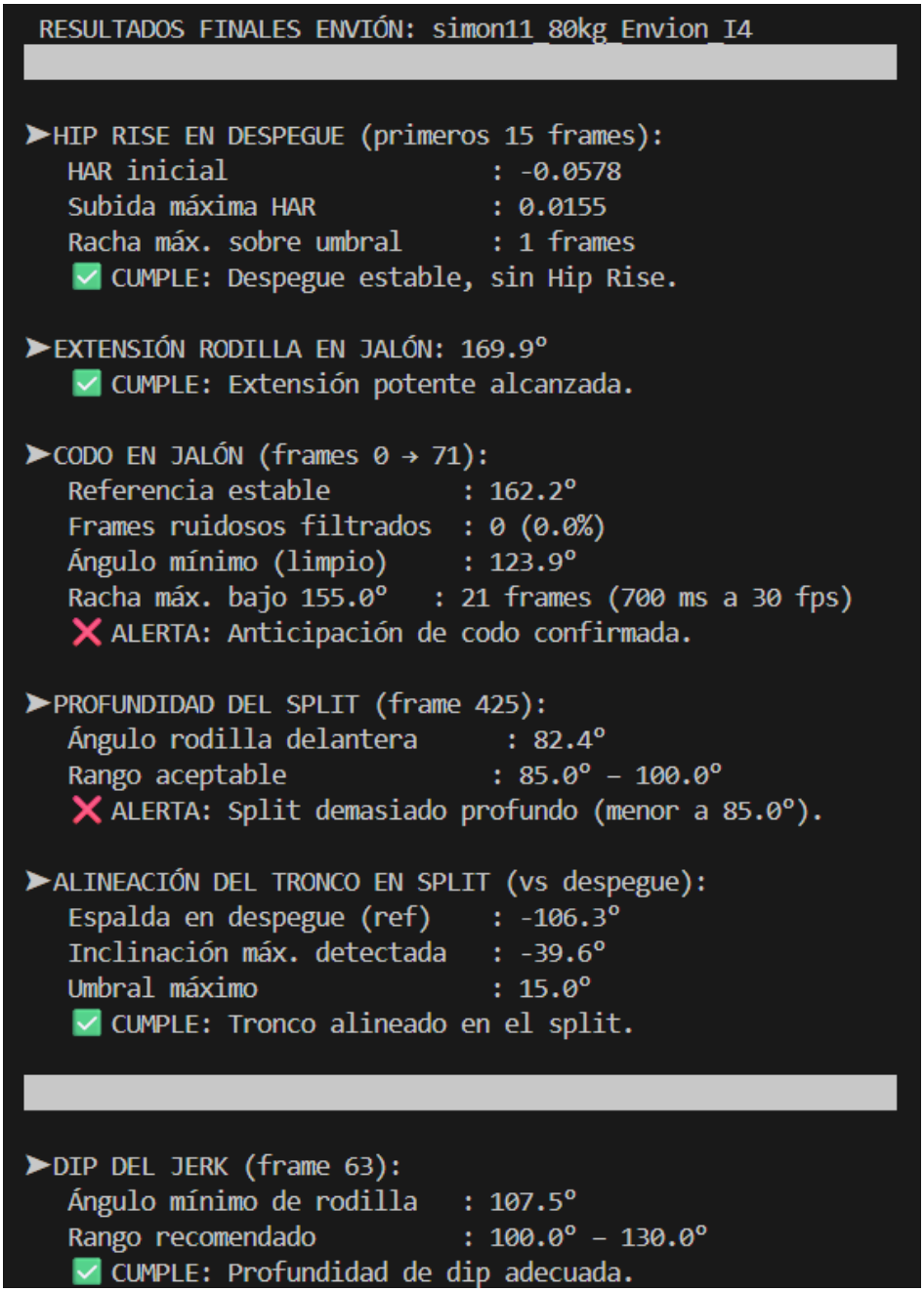


Fig.24 Resultados arrojados por consola sobre la segmentación automática.

Ya de acuerdo con los resultados obtenidos por la consola para el sujeto simon11 en el gesto del envión frente a los registros previos del arranque, se puede evaluar la consistencia del control para mantener una postura altamente simétrica en ambos ejercicios. No obstante, el sistema vuelve a manifestar la anticipación de los codos antes de alcanzar la máxima extensión.

Finalmente, teniendo en cuenta los criterios de segmentación del envión, el software demostró que el atleta cumple con la mayoría de las métricas expuestas en las fases de jalón y vuelo. La única inconsistencia se localizó en la profundidad del split, en la cual se registró un ángulo de rodilla delantera de 82.3º y el límite impuesto es de 85.0º, lo cual se puede comprender como inestabilidad en la recepción y también confirma la utilidad de la terminal para demostrar los detalles deportivos.

5. Conclusiones

Durante el proceso de desarrollo de este trabajo de grado, se validó con éxito el desarrollo de una herramienta digital de apoyo al entrenamiento basada en técnicas de visión artificial. La integración del modelo de aprendizaje mediapipe permitió la segmentación temporal autónoma de fases y el cálculo de métricas angulares en tiempo real. A través de la experimentación, el software demostró ser un instrumento capaz de aislar e identificar desviaciones geométricas complejas en las trayectorias de los atletas. Sin embargo, al operar en un espacio bidimensional (2D) mediante cámara convencional de dispositivo móvil, los datos registran un margen de error óptico intrínseco asociado al desenfoque de movimiento, oclusiones parciales y una precisión matemática ideal. No obstante, en el contexto del deporte formativo y universitario, está herramienta se perfila como una alternativa tecnológica disruptiva, altamente informativa y económica asequible. Demostrando que es viable sustituir sistemas de instrumentación costosos por soluciones de software de código abierto, entregando una alternativa viable, económica y de alto valor pedagógico para la comunidad de halterofilia.

Conclusiones específicas

- Se logró diseñar y validar con éxito la estructura general del sistema a través de un flujo de procesamiento dividido en tres etapas: la captura del video, el análisis de los movimientos y la visualización de los resultados. Esta organización permitió que los componentes del software funcionaran de forma fluida y sin retrasos en el tiempo de procesamiento. Gracias a esto, el sistema demostró ser una herramienta eficiente para transformar videos comunes en reportes detallados, sirviendo como una base sólida para el análisis biomecánico en entornos reales de entrenamiento.

- Se construyó un sistema de almacenamiento organizado que permitió guardar y ordenar un total de **129 videos** con sus respectivas series de datos. El uso de archivos planos (`.csv`) junto con una nomenclatura clara para nombrar los archivos ayudó a mantener el orden y evitar confusiones al guardar la información de cada atleta. Además, las funciones programadas para limpiar datos vacíos y normalizar los inicios de los levantamientos al origen, funcionaron correctamente. Esto resolvió el problema de los movimientos accidentales de la cámara, permitiendo comparar de forma directa diferentes intentos de un mismo atleta para ver cómo empeora la técnica debido al cansancio.

- La implementación de OpenCV y los modelos de *MediaPipe Pose* demostró ser una solución muy buena y con la precisión necesaria para detectar de forma automática los puntos clave del cuerpo del atleta sin necesidad de usar sensores costosos. El sistema logró dibujar los esqueletos digitales sobre los videos en entornos reales y segmentar con éxito el Envión en sus tres fases principales (Jalón, Vuelo y Split). Aunque durante las pruebas se presentaron algunos errores y pérdidas de seguimiento causados por factores del entorno —como cambios de luz en el gimnasio o cuando los discos olímpicos tapaban las articulaciones del atleta (oclusiones), el software fue capaz de manejar estos fallos. Gracias a los filtros aplicados en el código, se logró limpiar el ruido de las imágenes, confirmando que la visión artificial es una gran alternativa para calcular ángulos y métricas en la halterofilia.

- Se desarrolló de forma exitosa el módulo de retroalimentación, el cual muestra alertas visuales en rojo en la pantalla y arroja los datos detallados en la terminal. Las pruebas demostraron que el software es muy preciso para descubrir errores que a simple vista son difíciles de notar para un entrenador, como el tiempo exacto que dura la anticipación de codos en milisegundos, la subida de la cadera en el despegue (*Hip Rise*) o cuando el atleta baja demasiado en el *Dip* o en el *Split*. Este módulo cumple con el propósito de entregar información clara y rápida, convirtiéndose en una opción económica y de gran ayuda para que los entrenadores universitarios puedan corregir la técnica y evitar lesiones en sus deportistas.

Referencias

COLDEPORTES, I. C. (2009). Levantamiento de pesas. Obtenido de https://www.guao.org/sites/default/files/biblioteca/Levantamiento%20de%20pesas.pdf

Corn, R. (2025). Historia de la Halterofilia Olímpica. Obtenido de https://eleiko.com/es-es/stories/history-of-olympic-weightlifting

DANIELA ALEJANDRA GIRALDO VALENCIA, S. F. (2021). PREVALENCIA DE LESIONES EN DEPORTISTAS DE HALTEROFILIA EN COLOMBIA. Obtenido de https://repositorio.ibero.edu.co/server/api/core/bitstreams/146e3fd0-1f70-4255-b827-ed8ddaabe81a/content

Everett, G. (2020). Guia completa para deportistas. Obtenido de https://books.google.com.co/books?hl=es&lr=&id=WWf7DwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT3&dq=importancia+de+la+tecnica+en+halterofilia&ots=YVKPw4u_uh&sig=vUOSOKyOZN2hy1oGix5HAIrywMk&redir_esc=y#v=onepage&q=importancia%20de%20la%20tecnica%20en%20halterofilia&f=false

Javier Bermejo, J. M. (2012). El uso de la videografía y software de análisis del movimiento para el estudio de la técnica deportiva. efdeportes.com. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/262007112_El_uso_de_la_videografia_y_softw

are_de_analisis_del_movimiento_para_el_estudio_de_la_tecnica_deportiva_Videography_and_motion_analysis_software_applied_to_sport_technique_analysis

JHON JAIRO HERNÁNDEZ, N. P. (2009). IDENTIFICACIÓN DE LOS FACTORES QUE INFLUYEN EN LAS LESIONES OSTEOMUSCULARES DE LOS DEPORTISTAS DE LA LIGA DEHALTEROFILIA DEL INSTITUTO MUNICIPAL DE DEPORTES Y LA RECREACION DE YUMBO (IMDERTY) EN EL PERIODO 2009-01. Obtenido de https://repositorio.fumc.edu.co/bitstream/handle/fumc/868/HernandezJhon_PortocarreroNadia_VillarrealFrancisco_2009.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Juan Daniel Montenegro Zambrano, J. B. (2025). Aplicativo software para la detección y medición de postura del ejercicio Curl de bíceps mediante el uso de técnicas de visión por computadora. Obtenido de https://repositorio.umariana.edu.co/bitstreams/c68180dd-6c72-4ea7-9c28-8d387c07025e/download

Lozano, S. P. (2025). Sistema de Análisis Automático de Vídeos de Pádel mediante Técnicas de Visión por Computador* Obtenido de Sistema de analisis automatico de videos de padel mediante tecnicas de vision por computador.pdf

Pérez, C. (19 de diciembre de 2020). Journey sports. Obtenido de Historia de la halterofilia: ¿cómo se originó el deporte?: https://journey.app/blog/historia-de-la-halterofilia

Pérez Soriano, P., & Llana Belloch, S. (2007). LA INTRUMENTACIÓN EN LA BIOMECÁNICA DEPORTIVA. Obtenido de https://www.redalyc.org/pdf/3010/301023504002.pdf

Vorobyev. (1978). A Textbook On Weightlifting. Obtenido de https://es.scribd.com/document/474228052/Vorobyev-1978-A-textbook-on-weightlifting-pdf