

Ángulo de Flexión de la Rodilla en Tiempo Real para Lesión de Ligamento Cruzado Anterior mediante Visión Computacional

M.O. Candela-Leal
Tecnológico de Monterrey
Monterrey, México
A01197730@tec.mx

V.E. Esquivel-Galvan
Tecnológico de Monterrey
Monterrey, México
A00832596@tec.mx

M.D. Moya-Bencomo
Tecnológico de Monterrey
Monterrey, México
marcosmoya@tec.mx

Abstract—Debido a factores fisiológicos al ejecutar movimientos cinemáticos durante actividad física, las mujeres deportistas suelen tener más una lesión en el Ligamento Cruzado Anterior (LCA) en comparación con los hombres, el LCA es importante para alinear el eje de las rodillas. Uno de los mecanismos de lesiones en el LCA son las desfiguraciones (ángulo de flexión de rodilla), que con monitoreo constante se reduce el riesgo. Con base en un protocolo de monitoreo de riesgo LCA, es posible monitorear en tiempo real y retroalimentar visualmente a atletas femeninas mientras hacen una prueba Drop Vertical Jump (DVJ), el sistema usa OpenPose (software de visión computacional de 28 marcadores del cuerpo humano) y una cámara multipropósito Intel RealSense L515 (profundidad, RGB, infrarroja), para mapear tridimensionalmente el cuerpo humano. Esto lo hace usando una única perspectiva frontal, y entonces calcular el ángulo de flexión de rodilla. El sistema utiliza una pantalla que proyecta los resultados al atleta y una cámara L515. La interfaz logra que la atleta obtenga retroalimentación en tiempo real sobre su ángulo de su rodilla, y reducir el riesgo de LCA sin utilizar un complicado sistema de marcadores físicos. Para el período actual, el sistema únicamente soporta un usuario a la vez; sin embargo, múltiples usuarios son posibles con más capacidad de procesamiento. De esta forma, el protocolo de monitoreo portátil y de bajo costo permite reducir el riesgo de lesión de LCA en atletas en tiempo real.

Index Terms—Visión Computacional, Ligamento Cruzado Anterior, Simulación en Tiempo Real, Monitoreo de Atletas

I. INTRODUCCIÓN

A. Contexto general

El Ligamento Cruzado Anterior (LCA) está dentro de la articulación de la rodilla, una lesión se da cuando el ligamento se estira o desgarra [1], con mayor riesgo atletas femeninas [2]. Sus funciones son: Dar estabilidad anterior y rotatoria a la rodilla; conectar los huesos de la parte superior (femur) e inferior (tibia) de la pierna, evita y limita movimientos excesivos de rotación; limitar el varo-valgo con cargas, desalineación del eje de las rodillas en plano frontal.

En cuanto a mecanismos de lesión, se tienen: Movimiento, rotación del fémur sobre una tibia fija durante un movimiento de valgo excesivo o forzado; desfiguraciones con Varo-valgo (distancia entre rodillas), Peak Knee Flexion (torsión, de-

saceleración mayor); complicaciones/límites con equilibrio, movimiento inadecuado, soporte eficiente [2].

En las maniobras físicas de diagnóstico: Prueba de Lachman de acuerdo con dolor, desbalance y límite de flexión/extensión en Fig. 1 a); prueba de pivote con la inestabilidad anterior de rodilla, al incrementar traslación anterior de la tibia y rotación interna en Fig. 1 b) [3]. Y tecnologías como Resonancia Magnética Nuclear (RMN) con sensibilidad de 97% y especificidad de 87% para lesiones [4].

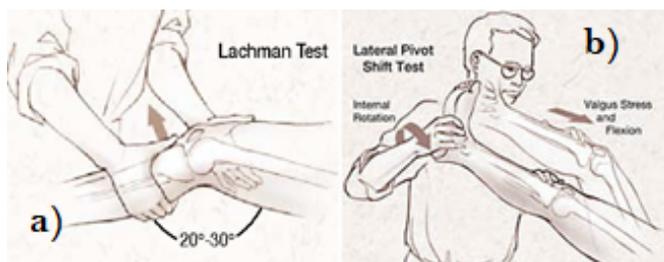


Fig. 1: Visualización de pruebas manuales biomecánicas: Prueba Lachman (a) y prueba de pivote (b), extraída de [3].

B. Delimitación del objeto de estudio

A pesar de que existan numerosos mecanismos de lesión de LCA, en el proyecto actual nos enfocamos en las desfiguraciones, más en específico, en el ángulo de flexión de rodillas; respecto al parámetro de torsión, esto en una prueba DVJ para atletas adultas femeninas. De esta manera, se implementa entonces una metodología de monitoreo constante para atletas, en el que se realicen pruebas Drop Vertical Jump (DVJ) para observar el ángulo de flexión de rodilla antes de propulsión y después de propulsión.

C. Planteamiento del problema

Una lesión de LCA en atletas es bastante común, además que las atletas femeninas tienen mayor riesgo relativo de lesión de sufrir un desgarro del LCA [2]. El problema entonces es una falta de monitoreo constante de factores de riesgo relacionados con qué tan propensa es una atleta en tener un desgarro en LCA. Uno de los factores de riesgo que hacen de una persona

propensa de sufrir un desgarre en LCA, es el ángulo de flexión de rodilla, el cual fue reducido a través de una intervención de retroalimentación en tiempo real con Kinect y MATLAB [5].

D. Justificación

El LCA es una parte esencial del cuerpo humano para atletas, pues entre sus funcionalidades se encuentran [1]:

- Dar estabilidad anterior a la rodilla (articulación), tanto cómo rotatoria.
- Conectar los huesos de la parte superior (femur) e inferior (tibia) de la pierna, evitar y limitar movimientos excesivos de rotación hacia delante de las mismas (hiperextensión).
- Limitar el varo-valgo, refiriéndose a cargas, la desalineación del eje de las rodillas desde un plano frontal.

E. Marco teórico

1) *Visión Computacional*: Visión Computacional (VC) se refiere a la acción de la Inteligencia Artificial (IA) para predecir en base a imágenes o video. Podría emplearse para: Medir las características biomecánicas de una persona, detectar si una persona está o no en un video, detectar ciertos objetos en un marco determinado e incluso medir el riesgo de algún evento cuando se usa en dispositivos autónomos.

F. Objetivos

Con base en la metodología propuesta, y el dispositivo desarrollado, un objetivo SMART del proyecto sería: Desarrollar, en 5 semanas, un sistema de retroalimentación en tiempo real, sin marcadores y una sola perspectiva frontal, con el fin de utilizar herramientas y tecnologías accesibles para poder hacer análisis biomecánicos y prevenir lesión en LCA.

El objetivo anteriormente mencionado fue cumplido satisfactoriamente, pues en este caso se procuró utilizar herramientas prácticas y movibles (Intel L515), que no requieran de calibración ni de configuraciones complejas como marcadores en el cuerpo humano, además que se utilizó un lenguaje de programación open-source (Python) en vez de MATLAB, por último, OpenPose (software de VC), también es open-source.

En cuanto a los objetivos generales, se tiene un sistema innovador y práctico con capacidad de monitorear en tiempo real el ángulo de flexión de rodilla de atletas, para entonces reducir el riesgo de LCA. Por otro lado, se apoya a la investigación al publicar el sistema y algoritmo desarrollado, pues al tener sistemas prácticos y accesibles, es posible tener un alto impacto y mejorar de manera gradual el sistema.

G. Hipótesis

Para el proyecto actual, únicamente se hizo la configuración para que fuera posible experimentar con los dispositivos y herramientas diseñadas, por lo que no se siguió un protocolo de experimentación con un grupo control. A pesar de lo anteriormente mencionado, la idea del proyecto fue extraída de [5], quienes siguieron un protocolo experimental de prueba de hipótesis para comprobar que el uso del sistema aumenta el ángulo de flexión de rodilla.

Nuestra hipótesis para el funcionamiento regular del sistema propuesto es: Al momento de utilizar el sistema propuesto por atletas femeninas de manera prolongada, a través de un protocolo de monitoreo, las atletas son capaces de aumentar su ángulo de flexión de rodilla, y por lo tanto, reducir su riesgo de desgarrarse el LCA.

II. PROPUESTA

A. Metodología

1) *Preprocesamiento de datos*: Debido a que se tienen datos de video, este se puede grabar con múltiples dispositivos, lo que significa que las dimensiones del video y, por lo tanto, las dimensiones de la imagen pueden variar según el dispositivo que se esté utilizando. Para normalizar este parámetro, y poder utilizar múltiples imágenes de diferentes resoluciones, se necesita utilizar un algoritmo de re-escalado, para reducir la escala a la resolución más baja.

La resolución objetivo TR para cada dimensión d , además, el video tendría una resolución actual CR dependiendo de las dimensiones d ancho y alto, por lo que el píxel procesado PP se calcula usando el píxel crudo RP como se muestra en Eq. 1. Con base en la ecuación previamente presentada, es posible entonces re-escalar todos los RP de la CR a la TR , esto con base en cada píxel delimitado por el subíndice i .

$$PP_{i,d} = RP_{i,d} \cdot \frac{TR_d}{CR_d} \quad (1)$$

B. Propuesta metodológica a utilizar

A través de OpenPose [6], un software de Visión Computacional (VC) que predice 25 puntos clave de la pose de un humano (Fig. 3), y una cámara de profundidad Intel RealSense L515, se creó un sistema en tiempo real a través de Python para calcular el ángulo de flexión de rodilla [7] y la distancia de separación entre rodillas (normalizada con la distancia intertrocanterica) [8] (Fig. 2). Esto a través de un mapeo tridimensional de los puntos clave (cadera, rodilla y pie), para calcular el ángulo con base en la ley de cosenos. Finalmente, una retroalimentación en tiempo real permite al atleta mejorar su ángulo de flexión de rodilla en una prueba Drop Vertical Jump (DVJ) [5], reduciendo así riesgo de fractura LCA.

Con enfoque específico en el diagrama de flujo mostrado en la Fig. 2, este comienza en la parte izquierda con procesamiento de una unidad de procesamiento central (CPU), que contenga una unidad de procesamiento gráfico (GPU), dicha es indispensable debido a que se hacen procesamientos en tiempo real de video con base en algoritmos de Inteligencia Artificial (IA). Posteriormente, a través de un script batch que ejecuta comandos de la Línea de Comandos de Windows (CMD), se interactuó con OpenPose para crear archivos JavaScript Object Notation (JSON) por cada frame analizada en tiempo real, por otro lado, la cámara L515 tiene una Interfaz de Programación de Aplicaciones (API) en Python, por lo que únicamente se requirió de conexión de USB para transmitir datos.

Los datos crudos de OpenPose y L515 fueron procesados a través de un programa creado en Python, lo que permite

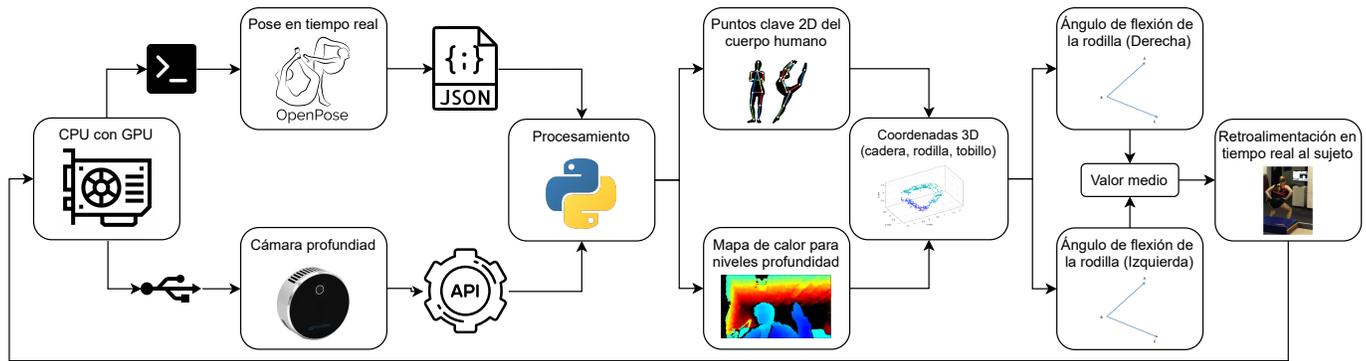


Fig. 2: Diagrama de flujo del proceso propuesto, dónde se integran las herramientas de la cámara de profundidad L515 y OpenPose, adicionalmente, se muestra cómo se calcula el valor medio del ángulo de flexión de la rodilla.

entonces generar los puntos clave del cuerpo humano (creados por OpenPose), además de los mapas de calor de niveles de profundidad (creados por L515). Con base en dicha información, se procedió a solo procesar la información de los puntos clave de interés para nuestra situación problema (cadera, rodilla y tobillo), para cada lado del cuerpo humano haciendo un corte sagital. De esta manera, se creó un sistema de coordenadas en 3D con una única vista frontal, la cual es el streaming continuo de la cámara L515.

Una vez que se tuvo el sistema de coordenadas en 3D, se procedió a aplicar la ley de cosenos para obtener el ángulo de flexión de rodilla para cada lado, conociendo la longitud de tres lados, acto seguido se obtuvo el valor medio y fue proyectado como retroalimentación en tiempo real al sujeto, para que pudiera recibir su ángulo al momento de hacer la prueba DVJ (adicionalmente, se proyectaron los puntos clave y los mapas de calor también). Finalmente, el proceso se regresa al inicio ya que es un ciclo infinito en tiempo real hasta que se decida terminar con el sistema.

C. Técnicas y herramientas de ingeniería empleadas

1) *OpenPose*: El primer sistema multipersona en tiempo real para detectar conjuntamente puntos clave del cuerpo humano, la mano, la cara (25, 21, 70), lo que permite obtener 137 puntos clave en total si se consideran las dos manos [6]. El procesamiento se puede realizar para procesar tanto imágenes como videos completos, incluso tiene una funcionalidad para procesamiento en tiempo real. El sistema se basa en un algoritmo de Red Neuronal Convolutiva (CNN) que no requiere marcadores físicos para rastrear el movimiento del cuerpo humano.

En la Fig. 3 se muestra un ejemplo del funcionamiento del software, dónde los autores del proyecto se grabaron utilizando el sistema propuesto. En este caso no se calculaba el ángulo de flexión de rodilla, sino que se utilizaba OpenPose en tiempo real con múltiples personas, a lo que se creaba una visualización de respuesta con base en la cámara L515 a 8.5 FPS. Para el ejemplo mostrado únicamente se presentan los 25 puntos del cuerpo humano, mismos que se utilizaron para el proyecto en cuestión. Es importante recalcar que

el procesamiento de los puntos clave del cuerpo humano es invariante del tiempo de procesamiento, sin importar el número de personas detectadas [6].



Fig. 3: Operabilidad de OpenPose, al momento de probar la configuración en tiempo real con los autores del proyecto [6].

El algoritmo de VC tiene una variedad de salidas, incluidas archivos JSON para cada cuadro con medidas en base a píxeles, escalada a la resolución de la imagen, que en este caso se usó la L515 RGB con alta resolución (1920x1080). Vale la pena señalar que el modelo de cuerpo base incluye puntos clave de 25 con coordenadas XY en píxeles.

El sistema utiliza las coordenadas en píxeles XY y las con la profundidad Z para crear un plano tridimensional con base en los punto clave de interés, por lo que se utilizó la Eq. 1 para re-escalar el sistema de coordenadas de 1920x1080 a 1024x768. De esta manera, se tienen coordenadas con la misma resolución y solo entonces se podría obtener la profundidad de un punto clave re-escalado.

Por último, el software también genera su nivel de confianza para cada punto clave, por lo que arroja una coordenada de (0,0) cuando tiene 0% de confianza que una extremidad determinada se encuentre en la imagen. Adicionalmente, se podría configurar para determinar el umbral que el porcentaje tiene que cruzar para considerar a una extremidad como detectada correctamente.



Fig. 4: Ejemplo de configuración propuesta con base en dispositivos y herramientas tecnológicas implementadas. Para la fotografía presentada, el sujeto se encuentra realizando pruebas DVJ, adicionalmente, recibe una constante retroalimentación en tiempo real sobre sus puntos clave (pantalla), profundidad (laptop) y media de ángulo de flexión de rodilla (laptop).

D. Infraestructura

Con base en el sistema en tiempo real planteado, se utiliza de herramienta para diseñar un protocolo de monitoreo para evitar fractura de LCA en atletas femeniles, esto con base en el diagrama de flujo encontrado en la Fig. 2. Dicho diagrama se compone de una parte superior e inferior, en la parte superior se tiene el uso general en el que se encontraría una atleta femenil y que utilizaría el protocolo planteado, esto sería cada seis meses para no consumir mucho tiempo del atleta o cuando tiene una herida severa, pues de esta manera se tiene un monitoreo constante de su riesgo para sufrir una fractura de LCA.

Posteriormente, si una de las dos condiciones se cumple (la que se cumpla primero), se utiliza el protocolo de monitoreo para LCA planteado en el poster presente, con algoritmos de VC y mapeo tridimensional para calcular parámetros clave que miden el riesgo de fractura de LCA, cuando el ángulo $> 40\text{-}60^\circ$, el Return To Play (RTP).

E. Recursos utilizados

1) *Cámara Intel®RealSense™LiDAR L515*: Una cámara multi modal que tiene tres cámaras integradas en una: (a) cámara RGB de alta resolución (1920x1080), (b) cámara infrarroja con la misma resolución que (a) y finalmente (c) cámara de profundidad con una resolución ligeramente menor en comparación con las previamente mencionadas (1024x768), lo último se debe a que entrega datos de profundidad manteniendo los mismos cuadros por segundo (FPS).

Es una revolucionaria cámara de profundidad LiDAR de estado sólido que utiliza una tecnología patentada de escaneo de espejo de Sistemas Microelectromecánicos (MEMS), lo que permite una mejor eficiencia de energía láser en comparación con otras tecnologías de tiempo de vuelo. Con menos de 3.5

Algorithm 1 `calc_average_knee_flex_angle(r, s_f)`

Input r es el radio de tolerancia para calcular profundidad.

Input s_f son los frames saltados para análisis.

Require: $r \geq 0 \vee s_f \geq 0$

```

1:  $n_f \leftarrow 1$ 
2: while TRUE do
3:    $f \leftarrow \text{file\_name}(n_f)$ 
4:   if file_exists(f) then
5:      $c_k, l_p \leftarrow \text{obtain\_keypoints}(f)$ 
6:     if  $c_k$  then
7:        $c_d, l_z \leftarrow \text{obtain\_depth}(l_p)$ 
8:       if  $c_d$  then
9:          $\theta_D, \theta_I \leftarrow \text{calc\_angle}(l_p, l_z)$ 
10:         $\theta \leftarrow (\theta_D + \theta_I)/2$ 
11:        save_data( $\theta$ )
12:        plot_data( $\theta$ )
13:      end if
14:    end if
15:     $n_f \leftarrow n_f + s_f + 1$ 
16:  else
17:    while !exists(f) do
18:      wait
19:    end while
20:  end if
21: end while

```

W de consumo de energía para la transmisión de profundidad, la cámara Intel RealSense LiDAR L515 es la cámara LiDAR de alta resolución con mayor eficiencia energética del mundo.

2) *Algoritmo diseñado*: Todo el procesamiento fue hecho en Python, utilizando el Entorno de Desarrollo Integrado (IDE) de Pycharm. En el Algoritmo 1 se puede observar

la función `main()`, y explica el funcionamiento del sistema a través de las conexiones entre las funciones auxiliares: `file_name()`, `file_exists()`, `obtain_keypoints_()`, `obtain_depth()`, `calc_angle()`, `save_data()`, `plot_data()`.

La función principal tiene dos variables principales (r , s_f): El primer parámetro determina los frames de tolerancia al obtener la profundidad de un punto clave en específico, pues la cámara L515 puede tener errores y detectar 0 de profundidad en un pixel en específico debido a la luz ambiental, por lo tanto, se diseñó un algoritmo que tomara el promedio de profundidades un círculo de radio r , donde el centro es el punto clave deseado. Por otro lado, s_f son los frames saltados al momento de hacer el análisis de frames, debido a que OpenPose obtenía tenía alrededor de 9 FPS, mientras que el algoritmo se tardaba más tiempo en procesar el keypoint y obtener las profundidades, por lo que este parámetro permitía alinear los softwares y entonces permitir el tiempo real.

Posteriormente, se obtenía el nombre de cada frame dependiendo del número de frame actual, se leía el archivo, y después se implementó un sistema de banderas donde el programa se detenía una vez que no se podía obtener del todo la información deseada para crear el plano 3D (no se obtenían los puntos clave deseado por OpenPose c_k , y se obtenían profundidades de 0 promedio en el radio r c_d). Una vez que pasen esos controles, se implementa la ley de consensos en `calc_angle()` para obtener θ_D y θ_I , luego un promedio, para proyección de datos en tiempo real y guardado.

El último while es cuando el programa alcanzó al sistema OpenPose en cuestión de número de frame actual, por lo que se espera a que se crea el archivo JSON que busca actualmente, esto usualmente sucede cuando $s_f \gg$.

III. RESULTADOS & CONCLUSIONES

A. Resultados

Se logró implementar un sistema para un usuario en tiempo real, esto a través un programa escrito en Python que obtiene los datos directamente de la L515 con su API, así como lectura de archivos JSON por cada frame para capturar los datos del OpenPose. De esta manera, el programa sirve no solo de recolección y procesamiento de datos (calculando ángulo de flexión de rodilla y distancia entre rodillas), sino también de visualización al proyectar la media de ángulo de flexión de rodilla con Matplotlib, así como la pose de OpenPose (pantalla) y profundidad de L515, como se puede observar en la Fig. 4.

Con una mirada más enfocada en la gráfica que proyecta la media de ángulo de flexión de la rodilla, actualizada en tiempo real, en la Fig. 5 se puede observar las distintas etapas que la atleta pasó y como se refleja el comportamiento en el diagrama. De esta manera, se puede analizar el ángulo de rodilla durante toda la prueba DVJ, así la atleta recibe retroalimentación en tiempo real para incrementar su ángulo de flexión y proteger el LCA [9], donde las mujeres con colapso en valgo tienden a tener menos ángulo de flexión [2], y el objetivo es conseguir un ángulo profundo ($> 40^\circ$ - 60°), para disminuir el riesgo de fractura LCA [10].

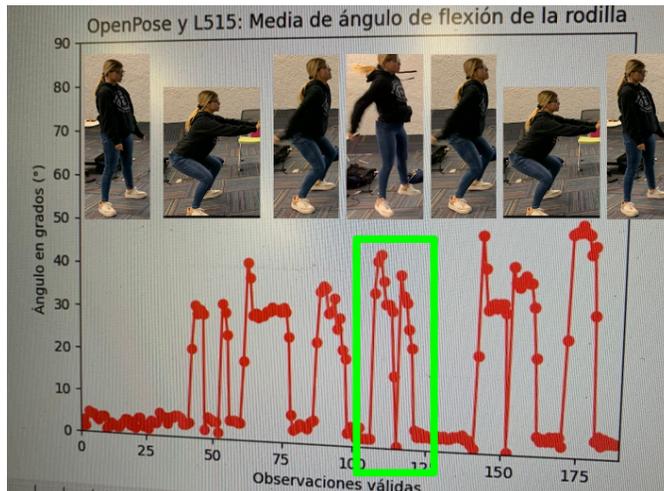


Fig. 5: Cálculo en tiempo real de media de ángulo de flexión de rodilla. En el gráfico se encuentra encuadrado de verde un evento de salto, mientras que en la parte superior se encuentran los fotogramas que corresponden a cada uno de los momentos.

B. Conclusiones

La metodología planteada es de alto impacto, pues es capaz de calcular dos parámetros de suma importancia para medir el riesgo de lesión en LCA, debido a que tienen que ver con desfiguraciones como la distancia entre rodillas y el ángulo de flexión de rodilla. De esta manera, es posible tener un monitoreo constante en atletas femeniles con el protocolo para reducir el riesgo de lesión, con un sistema de bajo costo, portátil y sin marcadores físicos, pues se evita el uso de marcadores y configuraciones complejas, mientras que se tiene un rendimiento similar al aprovechar tecnologías como la VC en un contexto de Inteligencia Artificial (IA) [11].

REFERENCES

- [1] C. H. Brown, Jr and E. W. Carson, "Revision anterior cruciate ligament surgery," *Clin. Sports Med.*, vol. 18, pp. 109–171, Jan. 1999.
- [2] S. J. Shultz, "ACL injury in the female athlete: a multifactorial problem that remains poorly understood," *J. Athl. Train.*, vol. 43, p. 455, Sept. 2008.
- [3] D. H. Solomon, D. L. Simel, D. W. Bates, J. N. Katz, and J. L. Schaffer, "Does this patient have a torn meniscus or ligament of the knee?," *JAMA*, vol. 286, p. 1610, Oct. 2001.
- [4] CENETEC, *Diagnóstico y tratamiento de las lesiones ligamentarias traumáticas en rodilla*. Delegación Cuauhtémoc, 06700 México, DF: Instituto Mexicano del Seguro Social, 2017.
- [5] E. Nyman and C. W. Armstrong, "Real-time feedback during drop landing training improves subsequent frontal and sagittal plane knee kinematics," *Clinical Biomechanics*, vol. 30, no. 9, pp. 988–994, 2015.
- [6] Z. Cao, G. Hidalgo, T. Simon, S.-E. Wei, and Y. Sheikh, "Openpose: Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields," 2018.
- [7] H. N. Falch, H. G. Røedgård, and R. van den Tillaar, "Effect of approach distance and change of direction angles upon step and joint kinematics, peak muscle activation, and change of direction performance," *Frontiers in Sports and Active Living*, vol. 2, 2020.
- [8] S. M. Sigward, K. L. Havens, and C. M. Powers, "Knee Separation Distance and Lower Extremity Kinematics During a Drop Land: Implications for Clinical Screening," *Journal of Athletic Training*, vol. 46, pp. 471–475, 09 2011.

- [9] M. A. Ameer and Q. I. Muaidi, "Relation between peak knee flexion angle and knee ankle kinetics in single-leg jump landing from running: a pilot study on male handball players to prevent acl injury," *The Physician and Sportsmedicine*, vol. 45, no. 3, pp. 337–343, 2017. PMID: 28628348.
- [10] G. DeMorat, P. Weinhold, T. Blackburn, S. Chudik, and W. Garrett, "Aggressive quadriceps loading can induce noncontact anterior cruciate ligament injury," *Am. J. Sports Med.*, vol. 32, pp. 477–483, Mar. 2004.
- [11] M. O. Candela-Leal, E. A. Gutiérrez-Flores, G. Presbítero-Espinosa, A. Sujatha-Ravindran, R. A. Ramírez-Mendoza, J. d. J. Lozoya-Santos, and M. A. Ramírez-Moreno, "Multi-output sequential deep learning model for athlete force prediction on a treadmill using 3d markers," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 11, 2022.