

Sistema automático de captura de movimiento en 2D para evaluación del riesgo de lesión de rodilla

Carlos Bailon ¹, Miguel Damas ¹, Hector Pomares ¹ y Oresti Banos ²

Resumen— La medida de los ángulos articulares del ser humano es frecuentemente utilizada como indicador de riesgo de lesión, especialmente en los miembros inferiores. Comúnmente se hace uso de la proyección bidimensional de estos ángulos como estimador de estas medidas. Sin embargo, los sistemas tradicionales de medida requieren un largo tiempo de análisis *offline*. En este artículo se presenta un sistema de captura y análisis en tiempo real de los ángulos articulares en 2D haciendo uso del sensor infrarrojo incluido en la cámara Kinect V2 y marcadores retro-reflectantes. El sensor captura la posición de los marcadores reflectantes y la información registrada es procesada en tiempo real por un software que proporciona la medida del ángulo articular deseado. La fiabilidad del sistema ha sido validada frente a los procedimientos tradicionales de análisis *offline*, obteniendo excelentes resultados.

Palabras clave— Captura de movimiento, marcadores reflectantes, cámara infrarroja, Kinect.

I. INTRODUCCIÓN

LAS lesiones en las extremidades inferiores son muy comunes entre los deportistas. En concreto, las lesiones de rodilla son muy temidas por su complejidad y sus largos y dolorosos periodos de rehabilitación [1]. Esto muestra la oportunidad de desarrollar nuevas tecnologías para ayudar a los expertos durante las tareas de prevención y rehabilitación, reduciendo el impacto del proceso sobre el sujeto.

Una de las medidas más utilizadas para evaluar el estado físico de la rodilla es su ángulo de alineamiento, conocido como varo o valgo. Esta medida nos da información acerca de la fuerza del conjunto articular, por lo que en 2006, Wilson et al. introdujeron una medida cuantitativa de este ángulo [2], el *Frontal Plane Projection Angle* (FPPA). Esta medida consiste en la proyección del ángulo de la rodilla sobre el plano frontal del cuerpo (Fig. 1).

Los métodos actuales de medición del FPPA consisten en la grabación de ciertos movimientos del sujeto mediante cámaras de vídeo y el posterior análisis *offline* de dichas secuencias mediante software. Este proceso lleva asociada una alta probabilidad de error y una enorme inversión de tiempo, ya que se debe buscar la secuencia exacta en la que se produce la máxima flexión y seleccionar manualmente la posición de los marcadores reflectantes, todo ello de forma manual.

¹Departamento de Arquitectura y Tecnología de Computadores, CITIC-UGR, Universidad de Granada, email: cbailon37@correo.ugr.es, mdamas@ugr.es y hector@ugr.es

²Telemedicine Group, Universidad de Twente, email: o.banoslegan@utwente.nl

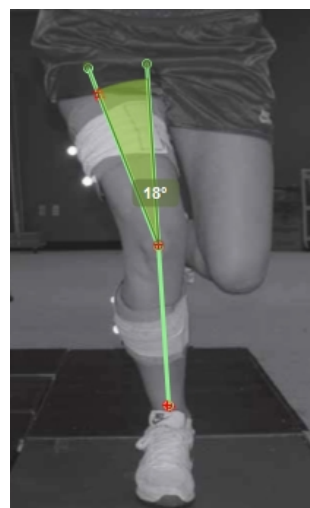


Fig. 1. *Frontal Plane Projection Angle* (FPPA) [3]

En vista de las limitaciones de los procedimientos anteriormente descritos, en este trabajo se plantea un sistema automático de análisis de vídeo orientado a agilizar y simplificar el trabajo de los expertos a la hora de realizar medidas de ángulos biomecánicos, así como mejorar la precisión de los resultados. El sistema hace uso de una cámara infrarroja para seguir la posición de marcadores reflectantes ubicados en las articulaciones del usuario. A partir de la posición de los mismos, se calcula el valor de los ángulos deseados. El sistema cuenta con una software con una interfaz intuitiva que permite monitorizar en tiempo real, analizar y almacenar los resultados. El presente trabajo constituye un compendio del trabajo ya realizado sobre este sistema [4], [5] presentando, no obstante, una nueva metodología para el cálculo de la posición de los marcadores, así como nuevas propuestas de trabajo futuro.

Este sistema pretende ser el punto de partida de un completo sistema de predicción de lesiones que, de forma autónoma, proporcione a los expertos información acerca del estado de forma del paciente y su riesgo de lesión. En la literatura se pueden encontrar algunos trabajos que suponen una primera aproximación a la predicción de lesiones. En [6] se hace uso de métodos de inteligencia computacional como redes neuronales artificiales para establecer medidas cuantitativas del riesgo de lesión. Otro estudio [7] recopila algunos factores predictivos de lesiones deportivas (incluyendo el alineamiento de rodilla) y propone un método matemático de predicción basado en regresión logística. No obstante, ninguno de

estos métodos realiza el análisis de forma automática.

El documento se estructura del siguiente modo. En la Sección II se describe el sistema propuesto. El proceso de validación y los resultados obtenidos son mostrados en la Sección III. Finalmente, la Sección IV resume la discusión presentada en este trabajo y expone las conclusiones y trabajos futuros.

II. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA

El sistema propuesto se compone de tres elementos clave. El primero de ellos es el conjunto de los marcadores retro-reflectantes utilizados para monitorizar la posición exacta de las articulaciones. Deben ser colocados por un experto en los puntos anatómicos correspondientes a los centros articulares. Los marcadores utilizados en este estudio son esféricos, con 6.4 mm de diámetro, pero no hay ninguna restricción en cuanto a la forma de los mismos, ya que el sistema calcula su punto central.

El segundo elemento clave es la cámara infrarroja, la cual monitoriza la posición de cada uno de los marcadores reflectantes. Este sistema hace uso de la cámara incluida en el sensor Kinect V2 (Fig 2). Aunque este sensor es conocido por ser un sistema que no requiere el uso de marcadores (*markerless*), algunos estudios [8] demuestran que el algoritmo de estimación de la posición de Kinect carece de la exactitud necesaria en aplicaciones clínicas precisas como la que se aborda en este trabajo. Se ha utilizado este sensor debido a su bajo coste y a la funcionalidad de su SDK, que facilita enormemente las tareas de desarrollo, prototipado y depuración. No obstante, las evidencias anteriores motivan su uso con los marcadores reflectantes, que aseguran la precisión de las medidas y hacen posible la extensión del sistema a otras cámaras infrarrojas.



Fig. 2. Sensor Kinect V2

El último elemento clave es el software desarrollado, que procesa los datos en tiempo real y los almacena en una base de datos local. La principal característica de la aplicación es la extracción de las coordenadas de los marcadores, la identificación de la articulación a la que corresponden y el cálculo automático del FPPA, mostrándolo al usuario sin necesidad de ningún análisis posterior.

La Fig. 3 muestra un diagrama general de la arquitectura del sistema con los elementos descritos anteriormente. En las siguientes secciones se detalla el proceso seguido para la adquisición y procesado de los datos, así como las principales características de la aplicación y su interfaz de usuario.

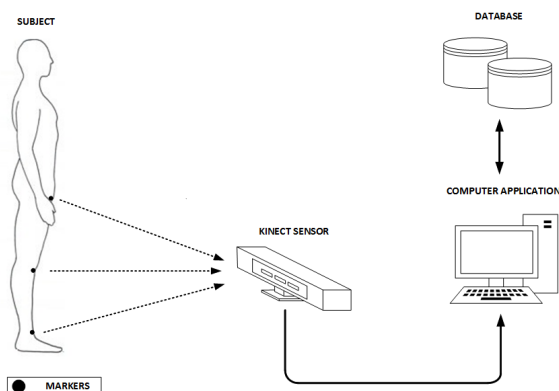


Fig. 3. Diagrama general del sistema

A. Descripción del sensor Kinect V2

El dispositivo utilizado en este trabajo para la captura de imagen es el sensor Kinect V2 (Fig. 2). Este dispositivo incluye a su vez varios sensores que pueden trabajar por separado o de forma simultánea: una cámara RGB, una cámara infrarroja y un *array* de micrófonos. El dispositivo incluye un SoC para integrar y pre-procesar los datos de estos sensores. En este trabajo se ha utilizado el sensor infrarrojo, por lo que es el que será descrito a continuación.

Este sensor está compuesto por una cámara infrarroja CMOS que trabaja en conjunto con tres emisores IR. La adquisición del valor de intensidad de cada píxel se realiza mediante el principio del tiempo de vuelo (*Time-of-Flight*, ToF) [9]. Según este principio, y al contrario que las cámaras de luz estructurada, los emisores proyectan una nube de puntos, los cuales son reflejados y la señal es registrada por la cámara CMOS. Durante este proceso se mide el tiempo que cada uno de esos puntos tarda en ser reflejado en un objeto y captado por la cámara, de forma que se puede determinar no sólo el valor de la intensidad reflejada, sino la profundidad de cada uno de los objetos en escena.

La intensidad del patrón emitido por el sensor es modulado mediante modulación de onda continua (CWM), resultando en la emisión de un pulso cuadrado a la escena. Tras ser reflejado, la onda es recibida por la cámara CMOS, cuyos píxeles están divididos en cuatro partes, cada una elemento fotosensible, que convierten el pulso recibido en corriente que llega a un elemento de memoria. Cada uno de los cuatro elementos de memoria muestrea el pulso con un desfase de 90°. Midiendo la carga de cada uno de los elementos de memoria se puede calcular la distancia de ese punto y la intensidad de la señal recibida.

Las especificaciones del sensor están recogidas en la Tabla I. Dada la resolución del sensor y teniendo en cuenta que el valor de la intensidad IR de cada píxel es codificado en 16 bits, la cantidad de datos en crudo recibidos en cada fotograma es de 424 KB. Si la frecuencia de muestreo del sensor es de 30 fps, la tasa de procesado mínima necesaria es de 12.42 MB/s.

TABLA I
ESPECIFICACIONES DEL SENSOR IR DE KINECT V2

Característica	Valor
Dimensiones	24.9 x 6.6 x 6.7 cm
Resolución	512 x 424
Frecuencia de muestreo	30 Hz
Rango de profundidad	0.5 - 8 m
Campo de visión (FOV)	70° (H) x 60° (V)
Estándar USB	USB 3.0

B. Adquisición y procesado de datos

En esta sección se describe el procedimiento seguido para adquirir y procesar los datos del sensor. Como se explicaba anteriormente, el proceso de seguimiento de los marcadores es una de las tareas principales de este trabajo, el cual es mostrado paso a paso en la Fig. 4. El primer paso para la adquisición de la posición de las articulaciones es determinar, en cada fotograma, el centro de cada uno de los marcadores utilizados para identificarlas. Al ser elementos reflectantes, la intensidad de la señal IR reflejada por los marcadores es notablemente mayor que la del resto de elementos de la escena. Teniendo en cuenta este aspecto, nuestro objetivo es aislar aquellos píxeles de la imagen que superan cierto valor umbral de intensidad.



Fig. 4. Diagrama de flujo del procesado de datos

Para llevar esto a cabo se utiliza un umbral binario [10]. Esta técnica consiste en establecer un valor umbral de intensidad, y asignar el valor de intensidad máximo a todos los píxeles que superen el umbral, y el mínimo a todos los que se queden por debajo (Ec. 1)

$$int(x, y) = \begin{cases} \max & \text{si } src(x,y) > \text{umbral} \\ 0 & \text{resto} \end{cases} \quad (1)$$

De este modo obtenemos una imagen en blanco y negro en la que únicamente están resaltados los píxeles reflectantes, de forma que podemos centrar nuestra atención en ellos.

El siguiente paso es la agrupación de los píxeles seleccionados, de formas que se determine a qué marcador corresponde cada uno. Para ello se ha seguido el procedimiento utilizado en [11], que consiste en encontrar y etiquetar las componentes conexas de la imagen binaria. De esta forma, el sistema escanea la imagen y va asignando etiquetas a los píxeles reflectantes según las etiquetas de los que tengan alrededor. Tras varias iteraciones, todos los píxeles pertenecientes al mismo marcador (conectados entre sí) tendrán la misma etiqueta. El resultado es una imagen en la que hemos podido etiquetar a qué marcador corresponde cada píxel. Como los marcadores tienen una separación suficiente, no hay peligro de solapamiento de etiquetas.

Una vez realizada la clasificación, para obtener las coordenadas de cada marcador, se calcula el punto central del grupo de píxeles que le corresponde, resultando en un único punto por cada marcador. Esta consideración aumenta la precisión y hace el proceso independiente de la distancia del sujeto al sensor y del tamaño o forma de los marcadores.

Con las coordenadas de los marcadores obtenidas, el cálculo del valor del ángulo deseado es sencillo. Para el FPPA, utilizamos la posición de los marcadores de la cadera, rodilla y tobillo. Como los ángulos son relativos, las medidas son robustas frente a rotaciones accidentales de la cámara. Sin embargo, hay que tener en cuenta que estas medidas son proyecciones bidimensionales sobre el plano frontal del cuerpo, por lo que se pierde información relacionada con las rotaciones de las articulaciones. El proceso descrito es repetido en cada fotograma para llevar a cabo la monitorización del valor del ángulo.

C. Implementación de la aplicación

Esta sección se describe la implementación tanto del algoritmo de procesado de los datos como de la aplicación desarrollada. El objetivo de esta aplicación es agilizar el trabajo del experto cuando realiza medidas de ángulos y análisis de los datos, de forma que los test puedan ser controlados mediante una interfaz gráfica sencilla. Una de las principales tareas es el almacenamiento eficiente de los resultados. Para almacenar tanto los datos de los test como la información de los pacientes se ha utilizado una base de datos local SQLite [12]. La cantidad de datos recogidos por el sistema es reducida y no habrá consultas concurrentes a la base de datos, por lo que el rendimiento ofrecido por una base de datos local es suficiente y no se hace necesario una arquitectura cliente/servidor.

Con el objetivo de proteger la información de los pacientes y reforzar el anonimato de los datos regis-

trados, la información se almacena en dos tablas diferentes. Una de ellas almacena la información personal del paciente y puede ser modificada por el usuario mediante la aplicación; la segunda de ellas almacena los resultados de los test y se completa de forma automática, pudiendo ser sólo leída.

Tanto la aplicación como el algoritmo de procesamiento de los datos han sido implementados en el framework .NET de Microsoft, y la interfaz gráfica hace uso del framework *Windows Presentation Foundation* (WPF), que ofrece una gran cantidad de elementos de interfaz predefinidos, conocidos como *controls*. Para el desarrollo del algoritmo, se ha utilizado el lenguaje de programación C# para poder utilizar la API de Kinect, con una gran variedad de métodos para trabajar de forma sencilla con este sensor. La interfaz gráfica ha sido diseñada usando el lenguaje de marcado XAML, ampliamente utilizado en aplicaciones WPF. Por último, las consultas a la base de datos se han realizado utilizando comandos SQL, mediante la librería `System.Data.SQLite`.

Para el desarrollo del algoritmo se ha hecho uso de la librería `Emgu.CV`. Esta librería es un *wrapper* para el framework .NET de la conocida librería `OpenCV`, incluyendo todas sus funcionalidades y adaptándolas a proyectos desarrollados en este framework. En concreto, la librería ha sido utilizada para llevar a cabo la detección de componentes conectadas y su etiquetado de forma automática.

III. VALIDACIÓN

En este apartado se discuten las pruebas realizadas con el sistema. Para comprobar la fiabilidad del mismo, se ha realizado una validación frente a un software de análisis de vídeo en 2D ampliamente utilizado por la comunidad científica en el ámbito deportivo, el software Kinovea [13]. Este software permite al usuario analizar secuencias de vídeo previamente grabadas, reproduciéndolas a cámara lenta y parándolas en el fotograma deseado. Una vez que el vídeo ha sido parado, el usuario puede colocar manualmente marcadores y líneas sobre la imagen, y el software devuelve el ángulo que forman los elementos. De esta forma, el usuario se apoya en los marcadores físicos colocados sobre el paciente para localizar los centros articulares. Esta herramienta, junto con otros software de análisis de vídeo se han utilizado en muchos estudios y han sido contrastados frente a las técnicas 3D [3], [14]. Allan G. Munro *et al.* [15] también han mostrado la fiabilidad de las técnicas 2D para evaluar el riesgo de lesión de rodilla y han establecido valores típicos de error para estos análisis.

Existe una gran cantidad de tests que relacionan el alineamiento de la rodilla con su estado físico. Todos ellos reproducen, de forma aislada, movimientos o esfuerzos que se llevan a cabo durante la práctica deportiva y que, por sus características, suponen cierto riesgo de lesión. Algunos de los más utilizados son la sentadilla monopodal (*Single Leg Squat*, SLS), la recepción con rebote (*Drop Jump*, DJ) y la recepción monopodal (*Single Leg Landing*, SLL). En

este trabajo se ha utilizado el SLL [16] debido a su simplicidad y rapidez.

Para la realización del test se ha seguido el método propuesto en [17], que simula las caídas sobre una pierna que ocurren durante la práctica deportiva, cuyo impacto sobre la rodilla es muy elevado. El procedimiento es el siguiente: el sujeto debe colocarse sobre una plataforma de 30 cm de alto y dejarse caer sobre una marca situada en el suelo a 30 cm de la plataforma. La recepción sobre la marca debe realizarse con una sola pierna (sobre la que se realizará el test). La pierna contraria no debe de tocar el suelo, y las manos deben mantenerse sobre la cintura. El sujeto debe mantener dicha posición durante, al menos, 2 segundos. El sensor debe colocarse a 2 m de la marca de caída y a la altura de la rodilla del sujeto, perpendicular al plano frontal del mismo.

Para medir el FPPA se sitúan tres marcadores reflectantes en los puntos anatómicos propuestos en [2]: (i) espina ilíaca anterosuperior, (ii) centro de la articulación tibiofemoral y (iii) centro de la mortaja tibioperonea. El FPPA es el ángulo formado por estos tres puntos, y es medido en el momento de máxima flexión de rodilla.

En el estudio, diez voluntarios, cinco hombres y cinco mujeres, realizaron el test SLL junto a un experto en fisioterapia. Antes de la realización, todos ellos fueron informados del propósito del estudio. La ejecución del test se monitorizó de forma simultánea mediante el sistema propuesto y una cámara de vídeo digital, para ser posteriormente analizado con Kinovea. Ambas cámaras se situaron una sobre otra con el mínimo desplazamiento del sensor. El procedimiento fue explicado a los participantes y todos ellos realizaron tres intentos con cada pierna, con una recuperación de 30 s, siendo la medida final la media de los valores de FPPA obtenidos. Los resultados se muestran en la Tabla II. Con el sistema propuesto fueron obtenidos de forma automática, mientras que con el software Kinovea, las secuencias de vídeo fueron analizadas de forma posterior por el mismo experto que dirigió el test.

La evaluación consiste en la estimación del grado de acuerdo entre ambos sistemas de medida. Como se puede observar, ambos proporcionan unos resultados bastante similares. Para sostener esta observación se ha realizado un análisis estadístico usando el coeficiente de correlación intraclase ($ICC(\rho)$) [18], el cual ha sido calculado utilizando el software R v.3.3.2. El valor del $ICC(\rho)$ obtenido es de **0.996** y su intervalo de confianza del 95 % (CI) es **0.984-0.999**. De acuerdo con [19], los valores mayores a 0.9 reflejan una excelente fiabilidad.

IV. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado un sistema automático de análisis de vídeo que facilita a los expertos el cálculo de ángulos biomecánicos. El objetivo de este sistema es suplir las carencias de los métodos actuales de medida de estos ángulos, especialmente en términos de tiempo de análisis, ya que el sistema

TABLA II

RESULTADOS DEL ESTUDIO DE VALIDACIÓN. VALORES EN GRADOS (°). (K) KINOVEA - (S) SISTEMA PROPUESTO.

Sujeto	FPPA (S)	FPPA (K)
1	16.2	16
2	17.1	17.3
3	12.4	13
4	17.5	17.7
5	17.6	17.3
6	17.9	18.3
7	8.7	8.3
8	10.3	10
9	13.6	13.3
10	18.9	19

propuesto realiza el cálculo de los ángulos en tiempo real, sin necesidad de análisis *offline*. El proceso comprende el uso de una cámara infrarroja para monitorizar la posición de marcadores reflectantes ubicados sobre las articulaciones del sujeto y la medida de los ángulos articulares a partir de las posiciones calculadas. Todo ello se ha realizado con elementos de bajo coste.

El sistema completo ha sido validado frente a un *gold-standard* en el campo del análisis biomecánico en 2D y los resultados nos muestran una excelente correlación en los resultados obtenidos mediante ambos métodos. Además, queda clara la principal ventaja del sistema propuesto en cuanto al tiempo necesario para procesar los datos, ya que se realiza en tiempo real. Dados los resultados de esta validación, se está trabajando en el desarrollo de un sistema autónomo de predicción de lesiones y evaluación del estado físico a través de técnicas de aprendizaje automático, utilizando este sistema como punto de partida.

Por otro lado, como trabajo futuro se incluye la realización de un estudio con un mayor número de participantes y distintas medidas, así como una comparativa con sistemas de captura de movimiento en 3D, lo cual podría dar lugar a una versión extendida de este artículo. Del mismo modo, dada la nueva metodología aplicada para la detección de marcadores, se introduce la posibilidad del diseño de un nuevo sistema, con la misma arquitectura, pero utilizando componentes a medida para la presente aplicación. Esto permitirá, por ejemplo, no restringirse al uso del sensor Kinect para la captura de la imagen, y maximizar la eficiencia del proceso.

AGRADECIMIENTOS

El presente trabajo ha sido parcialmente financiado por los proyectos TIN2015-71873-R y TIN2015-67020-P, del Ministerio de Economía y Competitividad (MINECO) junto con el Fondo Europeo para el Desarrollo Regional (FEDER).

REFERENCIAS

- [1] Timothy E. Hewett, Stephanie L. Di Stasi, and Gregory D. Myer, "Current concepts for injury prevention in athletes after anterior cruciate ligament reconstruction," *American Journal of Sports Medicine*, vol. 41, no. 1, pp. 216–224, January 2013.
- [2] John D. Wilson, Mary Lloyd Ireland, and Irene Davis, "Core strength and lower extremity alignment during single leg squats," *Medicine & Science in Sports & Exercise*, pp. 945–952, 2006.
- [3] John D. Willson and Irene S. Davis, "Utility of the frontal plane projection angle in females with patellofemoral pain," *Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy*, vol. 38, no. 10, pp. 606–615, 2008.
- [4] Carlos Bailon, Miguel Damas, Hector Pomares, and Oresti Banos, "First approach to automatic measurement of frontal plane projection angle during single leg landing based on depth video," in *Ubiquitous Computing and Ambient Intelligence: 10th International Conference, UCAmI 2016, Proceedings, Part I*, 2016, pp. 44–55, Springer International Publishing.
- [5] Carlos Bailon, Miguel Damas, Hector Pomares, and Oresti Banos, "Automatic 2d motion capture system for joint angle measurement," in *Advances in Computational Intelligence, 14th International Work-Conference on Artificial Neural Networks, IWANN 2017, Proceedings, Part I*, 2017, Springer International Publishing.
- [6] D. Gregori, P. Berchiolla, and F. Foltran, "Comparing bayesian network, artificial neural networks, classification trees and classical logistic models in quantitative risk assessment: an application to the european registry of foreign body injuries in children," *Injury Prevention*, vol. 16, pp. A216, 2010.
- [7] J. C. de la Cruz-Marquez, A. de la Cruz-Campos, J. C. de la Cruz-Campos, M. B. Cueto-Martin, M. Garcia-Jimenez, and M. T. Campos-Blasco, *An International Prospective on Topics in Sports Medicine and Sports Injury*, chapter Prediction of Sports Injuries by Mathematical Models, pp. 333–354, Number 18. InTech, 2012.
- [8] L. G. Wiedmann, R. Planinc, I. Nemeč, and M. Kampel, "Performance evaluation of joint angles obtained by the kinect v2," in *IET International Conference on Technologies for Active and Assisted Living (TechAAL)*, 2015.
- [9] Hamed Sarbolandi, Damien Lefloch, and Andreas Kolb, "Kinect range sensing: Structured-light versus time-of-flight kinect," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 139, pp. 1–20, 2015.
- [10] Linda G. Shapiro and George C. Stockman, *Computer Vision*, Prentice Hall, NJ, 2002.
- [11] Andre Gaschler, "Real-time marker-based motion tracking: Application to kinematic model estimation of a humanoid robot," M.S. thesis, Technische Universität München, 2011.
- [12] SQLite Consortium, "Sqlite," Available online: <http://www.sqlite.org/>.
- [13] Kinovea Association, "Kinovea," Available online: <http://www.kinovea.org/>.
- [14] S. G. McLean, K. Walker, K. R. Ford, G. D. Myer, T. E. Hewett, and A. J. van den Bogert, "Evaluation of a two dimensional analysis method as a screening and evaluation tool for anterior cruciate ligament injury," *British Journal of Sport Medicine*, vol. 39, pp. 355–362, 2005.
- [15] A. Munro, L. Herrington, and M. Carolan, "Reliability of 2-dimensional video assessment of frontal-plane dynamic knee valgus during common athletic screening tasks," *Journal of Sport Rehab*, vol. 21, pp. 7–11, 2012.
- [16] Ronald K. III Lawrence, Thomas W. Kernozek, Emily J. Miller, Michael R. Torry, and Paul Reuteman, "Influences of hip external rotation strength on knee mechanics during single-leg drop landings in females," *Clinical Biomechanics*, vol. 23, pp. 806–813, 2008.
- [17] Lee Herrington and Alan Munro, "Drop jump landing knee valgus angle; normative data in a physically active population," *Physical Therapy in Sport*, vol. 11, pp. 56–59, 2009.
- [18] J. M. Bland and D. G. Altman, "A note on the use of the intraclass correlation coefficient in the evaluation of agreement between two methods of measurement," *Comp in Bio and Med*, vol. 20, pp. 337–340, 1990.
- [19] Luis Prieto, Rosa Lamarca, and Alfonso Casado, "La evaluación de la fiabilidad de las observaciones clínicas: el coeficiente de correlación intraclase," *Medicina Clínica*, vol. 110, pp. 142–145, 1998.