

**ANÁLISIS DEL RIESGO DE LESIÓN EN ACCIONES DE CAMBIO DE
DIRECCIÓN CON HERRAMIENTAS BASADAS EN INTELIGENCIA
ARTIFICIAL.**

Carlota Ursúa Sánchez.



Titulación: Máster Universitario en Rendimiento Deportivo y Salud

Asignatura: Trabajo final de máster

Curso 2024-2025.

Índice

1. Introducción	5
2. Diseño de la investigación	8
2.1 Participantes	8
2.2 Procedimiento	9
2.3 Análisis de datos	11
2.4 Análisis estadístico	12
3. Bibliografía	14



Resumen

El objetivo de este estudio fue evaluar la validez de un sistema automatizado basado en inteligencia artificial (IA) para el análisis biomecánico de acciones de cambio de dirección (COD), en comparación con un análisis manual realizado mediante el software Tracker. Participaron 16 jugadoras de fútbol femenino (2ª RFEF), quienes realizaron cambios de dirección a 90° y 135° en condiciones anticipadas. Se analizaron cuatro variables clave: flexión de rodilla, abducción de rodilla, flexión del tronco e inclinación lateral del tronco.

Los datos fueron extraídos a partir de vídeos capturados con cámaras de alta velocidad, y se seleccionó un fotograma clave previamente definido para el análisis comparativo. La eficiencia temporal de ambos métodos también fue evaluada. La fiabilidad intraevaluador se estimó mediante el coeficiente de variación (CV), y se planificó una validación interevaluador comparando las mediciones de la autora con las de un segundo evaluador experto. Además, se calcularon medidas de correlación, sesgo y concordancia entre métodos.

Palabras clave: ligamento cruzado anterior, cambio de dirección, inteligencia artificial, análisis biomecánico, validación, fiabilidad

Abstract

The aim of this study was to evaluate the validity of an artificial intelligence (AI)-based automated system for the biomechanical analysis of change of direction (COD) actions, compared to a manual analysis performed using Tracker software. Sixteen female football players competing in Spain's 2nd RFEF participated in the study, performing 90° and 135° pre-planned COD maneuvers. Four key variables were analyzed: knee flexion, knee abduction, trunk flexion, and lateral trunk inclination.

Data were extracted from high-speed video recordings, and a predefined key frame was selected for comparative analysis. The time efficiency of both methods was also evaluated. Intra-rater reliability was estimated using the coefficient of variation (CV), and an inter-rater validation was planned by comparing the author's measurements with those of a second expert evaluator. Additionally, measures of correlation, bias, and agreement between methods were calculated.

Keywords: anterior cruciate ligament, change of direction, artificial intelligence, biomechanical analysis, validation, reliability

1. Introducción

Las lesiones del ligamento cruzado anterior (LCA) representan una de las principales preocupaciones en el ámbito deportivo, particularmente en disciplinas que implican cambios de dirección (COD, por sus siglas en inglés), desaceleraciones y aterrizajes de alto impacto (Hewett et al., 2005). Su incidencia es elevada en deportes multidireccionales como el fútbol y el baloncesto, donde la biomecánica del movimiento influye en la predisposición a estas lesiones (Walden et al., 2011).

Entre los movimientos más exigentes para la rodilla se encuentra el cambio de dirección, acciones comunes en deportes como fútbol, rugby y balonmano (Fox et al., 2014; Wheeler et al., 2010). Estas maniobras son esenciales para el rendimiento deportivo, ya que permiten a los atletas evadir a un oponente o posicionarse estratégicamente en el campo de juego (Wheeler et al., 2010; Fox et al., 2014). Sin embargo, estos movimientos también representan uno de los principales mecanismos de lesión sin contacto del LCA, lo que los convierte en un punto clave para la prevención de lesiones (Johnston et al., 2018; Koga et al., 2010).

Las lesiones del LCA son el resultado de múltiples factores anatómicos, hormonales, biomecánicos y neuromusculares. No obstante, una gran proporción de estas lesiones ocurren sin contacto, especialmente en situaciones de alta velocidad y alto impacto, como cambios de dirección o desaceleraciones abruptas (Bittencourt et al., 2016; Hewett, 2017; Krosshaug et al., 2007). Desde el punto de vista biomecánico, la generación de cargas articulares multiplanares en la rodilla, en particular los momentos de abducción de rodilla (knee abduction moment, KAM) y los momentos de rotación externa, incrementan significativamente la tensión sobre el LCA, aumentando la probabilidad de lesión (Besier et al., 2001; Dempsey et al., 2007; Jones et al., 2016).

Asimismo, los déficits biomecánicos y neuromusculares pueden amplificar el riesgo de lesión. Factores como una postura inadecuada al inicio del movimiento o fallos en el control motor durante los cambios de dirección han sido identificados como predisponentes (Fox, 2018; Hewett, 2017; Myer et al., 2011). Afortunadamente, estudios previos han demostrado que estos déficits pueden corregirse mediante programas de intervención y entrenamiento específicos, lo que subraya la necesidad de herramientas precisas para evaluar y detectar factores de riesgo en atletas de alto rendimiento (Hewett, 2017; Padua et al., 2018).

Para analizar el riesgo de lesión del LCA, se han desarrollado diversas herramientas que permiten identificar patrones de movimiento asociados a una carga excesiva sobre la rodilla. Entre ellas, el Cutting Movement Assessment Score (CMAS) ha demostrado ser un sistema de evaluación cualitativa eficaz para analizar la calidad del movimiento y detectar patrones biomecánicos de alto riesgo (Dos'Santos et al., 2019). El CMAS evalúa variables clave como:

- Ángulos de abducción de rodilla.
- Posicionamiento del tronco y alineación del centro de masas.
- Postura del pie y estrategias de frenado en el contacto inicial.

Dada la necesidad de métodos más rápidos y objetivos, investigaciones recientes han aplicado IA en el análisis de movimientos relacionados con lesiones de LCA. Por ejemplo, Schulc et al. (2024) desarrollaron un sistema automatizado de análisis de video que emplea IA para identificar patrones biomecánicos asociados con lesiones del LCA, demostrando el potencial de la IA en la evaluación de riesgos de lesiones deportivas. Herramientas como MediaPipe, OpenPose y RTM (Real-Time Multi-person), han demostrado ser eficaces en

la detección de puntos clave del cuerpo humano, pero su aplicación sigue en fase de exploración (Hernández Miguélez, 2023; Jaiswal et al., 2023).

Este estudio tiene como objetivo evaluar la validez de un sistema automatizado basado en IA para el análisis de movimientos en acciones de cambio de dirección, utilizando el modelo RTM. Para ello, se compararon los resultados obtenidos mediante esta herramienta con los del análisis manual tradicional realizado con el software Tracker.

Aunque el análisis se basa en variables comúnmente utilizadas en el CMAS, no se emplea el sistema completo, sino únicamente la medición cuantitativa de cuatro variables biomecánicas clave:

- Flexión de rodilla
- Abducción de rodilla
- Flexión de tronco
- Inclinación lateral del tronco

Estas variables fueron seleccionadas por su relación con mecanismos de lesión del LCA, y se analizarán de forma comparativa entre ambos métodos.

Los objetivos específicos de este estudio son:

- Comparar la concordancia entre el análisis manual realizado por un evaluador humano y el análisis automatizado mediante inteligencia artificial (IA).
- Evaluar la fiabilidad intraevaluador del sistema basado en IA para el análisis de movimientos en acciones de cambio de dirección.
- Comparar la eficiencia temporal de ambos métodos, considerando el tiempo requerido para completar el análisis.
- Analizar la viabilidad de implementar la IA como herramienta de cribado para la identificación de atletas con un mayor riesgo potencial de lesión del LCA.

Este trabajo pretendió establecer si la inteligencia artificial puede ofrecer una alternativa más rápida, objetiva y reproducible al análisis biomecánico tradicional. De confirmarse una alta validez, este enfoque podría facilitar la implementación de nuevas tecnologías de prevención de lesiones en entornos deportivos y clínicos.

2. Diseño de la investigación

Se llevó a cabo un estudio observacional, comparativo y transversal con un enfoque cuantitativo para evaluar la validez de un sistema basado en inteligencia artificial (IA) en la automatización del análisis de movimientos en acciones de cambio de dirección (COD). La comparación se realizó entre los resultados obtenidos mediante la IA y el análisis manual tradicional con el software Tracker.

Las grabaciones de las acciones de cambio de dirección se realizaron en una única jornada, lo que permitió estandarizar las condiciones experimentales para todos los participantes. Posteriormente, los vídeos fueron analizados por separado mediante ambos métodos para evitar sesgos en la comparación de los resultados.

2.1 Participantes

El estudio contó con la participación de 16 jugadoras de fútbol femenino del equipo Elche CF, pertenecientes a la categoría 2^a RFEF (Real Federación Española de Fútbol). Las participantes cumplían los siguientes criterios de inclusión:

- Edad entre 18 y 30 años
- Experiencia competitiva mínima de 3 años
- No haber sufrido una lesión grave en el tren inferior en los últimos 12 meses

La media de edad fue de $23,7 \pm 3,4$ años, con una estatura promedio de $167,5 \pm 5,8$ cm y una masa media de $61,2 \pm 4,9$ kg. Algunas jugadoras presentaban antecedentes de lesiones

leves en el tren inferior, como esguinces de tobillo, distensiones musculares o molestias en la rodilla, mientras que otras no referían historial de lesiones recientes. Esta diversidad proporciona un marco representativo para el análisis biomecánico orientado a la prevención de lesiones.

El estudio fue aprobado por el comité de ética correspondiente y registrado en la Oficina de Investigación Responsable de la Universidad Miguel Hernández (UMH), con el código de aprobación TFM.MRD.JLLE.CUS.241120. Todas las participantes firmaron un consentimiento informado y se garantizó la confidencialidad de los datos recogidos.

2.2 Procedimiento

Las participantes realizaron pruebas de cambio de dirección (COD) a 90° y 135° en condiciones anticipadas, con el objetivo de evaluar su respuesta motriz ante maniobras de alta exigencia biomecánica. Cada jugadora completó un total de 8 cambios de dirección: dos hacia la derecha y dos hacia la izquierda a 90°, y dos hacia la derecha y dos hacia la izquierda a 135°.

Antes de cada sesión, se llevó a cabo un protocolo de calibración del sistema de captura de movimiento para minimizar errores de medición y asegurar la fiabilidad de los datos.

El protocolo de calentamiento estandarizado, común a todas las participantes, tuvo una duración de 10 min e incluyó cinco min de carrera continua a intensidad moderada, ejercicios dinámicos como desplazamientos laterales, zancadas y saltos con aterrizaje controlado, y cambios de dirección progresivos aumentando la velocidad de ejecución.

Para la recolección de datos, se utilizaron tres cámaras de alta velocidad dispuestas estratégicamente para capturar el movimiento en dos dimensiones. Se emplearon dos cámaras Casio Exilim F1, configuradas para grabar a una frecuencia de 300 Hz, y una

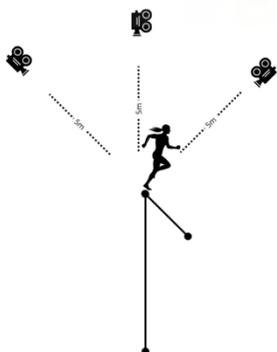
cámara Panasonic Lumix DMF-FZ200, con una frecuencia de grabación de 200 Hz. La disposición de las cámaras fue la siguiente:

- Cámara 1: frontal, alineada con la dirección del desplazamiento inicial de la atleta.
- Cámara 2: diagonal izquierda, situada a 45° respecto al eje de desplazamiento, a una distancia de 5 m.
- Cámara 3: diagonal derecha, también a 45° y a 5 m de distancia.

Las cámaras fueron montadas sobre trípodes estables para capturar cada ejecución desde diferentes ángulos de forma precisa.

Durante la prueba, las jugadoras partían desde una posición predeterminada y, al llegar a una marca señalizada en el suelo, realizaban un cambio de dirección de 90° o 135° , según la condición experimental asignada.

Figura 1. *Disposición de las cámaras para el registro del cambio de dirección*



Nota. Las cámaras fueron colocadas a 5 m del punto de cambio de dirección, con una distribución en abanico (frontal y laterales a 45°) para captar el gesto desde distintos ángulos y permitir su posterior análisis cinemático. Elaboración propia.

Los vídeos obtenidos fueron analizados mediante dos métodos complementarios: un análisis manual, donde las imágenes fueron evaluadas utilizando el software Tracker para

extraer manualmente las variables biomecánicas de interés; y un análisis automatizado, en el cual los mismos vídeos fueron procesados mediante un modelo de aprendizaje automático basado en RTM, utilizando un script propio desarrollado en Python con la librería *rtmlib*, capaz de detectar automáticamente 26 puntos anatómicos del cuerpo humano.

Ambos métodos se emplearon para la extracción de cuatro variables biomecánicas específicas, lo que permitió comparar su concordancia y eficiencia.

2.3 Análisis de datos

A partir de las imágenes obtenidas durante las pruebas de cambio de dirección (COD), se analizaron diversas variables biomecánicas. Para ello, se identificó manualmente el fotograma representativo del gesto, definido como aquel que ocurre aproximadamente en la mitad del tiempo de apoyo del pie, estimando el momento en el que se genera la mayor fuerza de reacción contra el suelo. Este fotograma fue utilizado posteriormente en ambos métodos de análisis, garantizando así la comparabilidad entre ellos.

Se llevó a cabo el análisis mediante dos procedimientos:

- Análisis manual con el software Tracker.
- Análisis automatizado utilizando el modelo RTM.

Las variables medidas en ese instante fueron las siguientes:

- Ángulo de flexión de rodilla.
- Ángulo de abducción de rodilla.
- Inclinación del tronco.
- Flexión del tronco.

Cada variable fue extraída desde la cámara que ofrecía la mejor perspectiva para su análisis, optimizando así la precisión de la medición.

Además de las variables biomecánicas, se estimó el tiempo necesario para realizar el análisis con cada uno de los métodos (manual y automatizado). El tiempo medio del sistema automatizado fue facilitado por el desarrollador del script. En cuanto al análisis manual, se calculó el tiempo medio requerido para abrir el vídeo, ubicar visualmente el fotograma clave previamente identificado en la base de datos y realizar las mediciones de las variables angulares. Esta comparación permitirá valorar la eficiencia temporal de ambos métodos, tal como se plantea en los objetivos del estudio.

2.4 Análisis estadístico

Antes de realizar las comparaciones, se evaluó la normalidad de los datos mediante la prueba de Shapiro-Wilk, lo cual permitió determinar si las variables analizadas presentaban una distribución normal ($p > 0.05$). En función de este resultado, se aplicaron pruebas estadísticas paramétricas o no paramétricas según correspondiera.

Para comparar las mediciones obtenidas mediante el análisis automatizado y el análisis manual de las acciones de cambio de dirección, se aplicaron las siguientes pruebas estadísticas:

- Prueba t para muestras relacionadas (Paired Sample t-Test): cuando los datos presentaban distribución normal.
- Prueba de Wilcoxon para rangos con signo: cuando los datos no seguían una distribución normal o eran de naturaleza ordinal.

Además, se calculó el tamaño del efecto (Hedges' g) para cuantificar la magnitud de las diferencias observadas entre ambos métodos. Este índice se interpretó según los criterios de Cohen (1988):

- Efecto pequeño: $g < 0.2$
- Efecto moderado: $g \approx 0.5$
- Efecto grande: $g > 0.8$

Para evaluar la consistencia de las mediciones realizadas tanto por el sistema automatizado como por el evaluador humano, se analizó la estructura de los datos. En el caso del análisis manual, se realizaron mediciones repetidas por una misma evaluadora (la autora del presente trabajo) sobre un mismo conjunto de vídeos, lo que permitió calcular la fiabilidad intraevaluador mediante el error estándar de la medida. Este índice representó la variabilidad relativa de las mediciones respecto a su media, y permitió estimar la estabilidad y consistencia de las mediciones repetidas.

Además, se planteó una comparación interevaluador entre las mediciones manuales realizadas por la autora y las mediciones equivalentes realizadas por un segundo evaluador experto. Esta comparación permitió valorar la validez del análisis manual, en base al grado de concordancia entre evaluadores humanos.

Para analizar la relación entre las variables cuantificadas por ambos métodos, se calcularon los siguientes coeficientes de correlación:

- Coeficiente de correlación de Pearson (r): cuando los datos presentaban distribución normal y relación lineal.
- Coeficiente de correlación de Spearman (ρ): cuando los datos no eran normales o alguna variable era ordinal.

Los valores obtenidos se interpretaron de acuerdo con los siguientes criterios:

- Débil: $r < 0.3$
- Moderada: $0.3 \leq r < 0.6$
- Fuerte: $r \geq 0.6$

Para evaluar la validez del sistema de IA en comparación con el análisis manual, se calcularon las siguientes métricas de error:

- Sesgo relativo (Relative Bias): que permitió identificar si el sistema de IA tendía a sobreestimar o subestimar las mediciones.
- Error cuadrático medio (RMSE, Root Mean Square Error): que cuantificó la desviación promedio entre ambos métodos.
- Error absoluto medio (MAE, Mean Absolute Error): que complementó al RMSE, al ser menos sensible a valores extremos y facilitar la interpretación de la magnitud media del error.

La concordancia entre el sistema de IA y el análisis manual se evaluó mediante:

- Gráficos de Bland-Altman, los cuales permitieron visualizar el grado de acuerdo entre ambos métodos y detectar posibles sesgos sistemáticos.

Todos los análisis estadísticos se realizaron con el software JASP (v0.19.3.0), una plataforma de código abierto basada en R que permitió ejecutar análisis avanzados mediante una interfaz intuitiva.

3. Bibliografía

Besier, T. F., Lloyd, D. G., Ackland, T. R., & Cochrane, J. L. (2001). Anticipatory effects on knee joint loading during running and cutting maneuvers. *Medicine and Science in*

Sports and Exercise, 33(7), 1176–1181. <https://doi.org/10.1097/00005768-200107000-00015>

Bittencourt, N. F. N., Meeuwisse, W. H., Mendonça, L. D., Nettel-Aguirre, A., Ocarino, J. M., & Fonseca, S. T. (2016). Complex systems approach for sports injuries: Moving from risk factor identification to injury pattern recognition—Narrative review and new concept. *British Journal of Sports Medicine*, 50(21), 1309–1314. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-095850>

Dempsey, A. R., Lloyd, D. G., Elliott, B. C., Steele, J. R., Munro, B. J., & Russo, K. A. (2007). The effect of technique change on knee loads during sidestep cutting. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 39(10), 1765–1773. <https://doi.org/10.1249/mss.0b013e31812f56d1>

Dos'Santos, T., McBurnie, A., Donelon, T., Thomas, C., Comfort, P., & Jones, P. A. (2019). A qualitative screening tool to identify athletes with “high-risk” movement mechanics during cutting: The Cutting Movement Assessment Score (CMAS). *Physical Therapy in Sport*, 38, 152–161. <https://doi.org/10.1016/j.ptsp.2019.05.004>

Fox, A. S. (2018). Change-of-direction biomechanics: Is what's best for anterior cruciate ligament injury prevention also best for performance? *Sports Medicine*, 48(8), 1799–1807. <https://doi.org/10.1007/s40279-018-0931-3>

Fox, A., Spittle, M., Otago, L., & Saunders, N. (2014). Offensive agility techniques performed during international netball competition. *International Journal of Sports Science & Coaching*, 9(3), 543–552. <https://doi.org/10.1260/1747-9541.9.3.543>

Hernández Miguélez, V. (2023). Dispositivo de evaluación automática de ejercicios físicos [Trabajo de Fin de Grado, Universidad de Alicante]. Repositorio Institucional

de la Universidad de

Alicante. https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/136362/1/Dispositivo_de_evaluacion_automatica_de_ejercicios_Hernandez_Miguelez_Victor.pdf

Hewett, T. E., & Bates, N. A. (2017). Preventive biomechanics: A paradigm shift with a translational approach to injury prevention. *The American Journal of Sports Medicine*, 45(11), 2654–2664. <https://doi.org/10.1177/0363546516686080>

Hewett, T. E., Myer, G. D., & Ford, K. R. (2005). Biomechanical measures of neuromuscular control and valgus loading of the knee predict anterior cruciate ligament injury risk in female athletes. *The American Journal of Sports Medicine*, 33(4), 492–501. <https://doi.org/10.1177/0363546504269591>

Jaiswal, A., Chauhan, G., & Srivastava, N. (2023). Using learnable physics for real-time exercise form recommendations. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2310.07221>

Johnston, J. T., Mandelbaum, B. R., Schub, D., Rodeo, S. A., Matava, M. J., Silvers-Granelli, H. J., Cole, B. J., ElAttrache, N. S., McAdams, T. R., & Brophy, R. H. (2018). Video analysis of anterior cruciate ligament tears in professional American football athletes. *The American Journal of Sports Medicine*, 46(4), 862–868. <https://doi.org/10.1177/0363546518756328>

Jones, P. A., Herrington, L., & Graham-Smith, P. (2016). Características de frenado durante el corte y el pivote en jugadoras de fútbol. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 30, 46–54. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2016.05.006>

Koga, H., Nakamae, A., Shima, Y., Iwasa, J., Myklebust, G., Engebretsen, L., & Krosshaug, T. (2010). Mechanisms for noncontact anterior cruciate ligament injuries: Knee joint kinematics in 10 injury situations from female team handball and basketball. *The*

American Journal of Sports Medicine, 38(11), 2218–
2225. <https://doi.org/10.1177/0363546510373570>

Krosshaug, T., Nakamae, A., Boden, B., Engebretsen, L., Smith, G., Slauterbeck, J., Hewett, T. E., & Bahr, R. (2007). Estimating 3D joint kinematics from video sequences of running and cutting maneuvers—Assessing the accuracy of simple visual inspection. *Gait & Posture*, 26(3), 378–385. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2006.10.010>

Lu, P., Jiang, T., Li, Y., Li, X., Chen, K., & Yang, W. (2024). *RTMO: Towards high-performance one-stage real-time multi-person pose estimation* [Preprint arXiv:2312.07526]. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.07526>

Myer, G. D., Brent, J. L., Ford, K. R., & Hewett, T. E. (2011). Evaluación en tiempo real y técnicas de retroalimentación de entrenamiento neuromuscular para prevenir lesiones del LCA en atletas femeninas. *Strength and Conditioning Journal*, 33(3), 21–35. <https://doi.org/10.1519/SSC.0b013e318213afa8>

Padua, D. A., DiStefano, L. J., Hewett, T. E., Garrett, W. E., Marshall, S. W., Golden, G. M., Shultz, S. J., & Sigward, S. M. (2018). National Athletic Trainers' Association position statement: Prevention of anterior cruciate ligament injury. *Journal of Athletic Training*, 53(1), 5–19. <https://doi.org/10.4085/1062-6050-99-16>

Schulc, A., Leite, C. B. G., Csákvári, M., et al. (2024). Identifying anterior cruciate ligament injuries through automated video analysis of in-game motion patterns. *Orthopaedic Journal of Sports Medicine*, 12(3). <https://doi.org/10.1177/23259671231221579>

Walden, M., Häggglund, M., Werner, J., & Ekstrand, J. (2011). The epidemiology of anterior cruciate ligament injury in football (soccer): A review of the literature from a gender-

related perspective. *Knee Surgery, Sports Traumatology, Arthroscopy*, 19(1), 3–10. <https://doi.org/10.1007/s00167-010-1172-7>

Wheeler, K. W., Askew, C. D., & Sayers, M. G. (2010). Effective attacking strategies in rugby union. *Journal of Sports Science & Medicine*, 9(1), 101–106. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3181cc22ea>

