XXI Simposio CEA de Control Inteligente
24-26 de junio de 2026, Salamanca

Aprendizaje Automático para la Resolución de la Cinemática Inversa en el Análisis del Movimiento Humano

Eira Rodríguez Martín[a,*], Jesús Enrique Sierra-García[b], Mario Peñacoba-Yagüe[c]

[a]*Escuela Politécnica Superior, Universidad de Burgos, España*
[b]*Departamento de Digitalización, Universidad de Burgos, España*
[c]*Departamento de Digitalización, Universidad de Burgos, España*

To cite this article: Rodríguez Martín, E., Sierra-García, J. E., Penacoba-Yagüe, M. 2026. Machine Learning for Solving Inverse Kinematics in the Analysis of Human Movement. XXI Simposio CEA de Control Inteligente, Salamanca (Spain), 2026.

Resumen

El análisis biomecánico mediante plataformas como OpenSim es esencial para el diseño y control de la robótica asistencial. Sin embargo, los métodos tradicionales para resolver la cinemática inversa dependen de algoritmos de optimización iterativa. Estos procesos presentan una elevada carga computacional y latencia, lo que imposibilita su uso en sistemas de control inteligente que requieren respuestas en tiempo real. Para superar esta barrera, este trabajo propone una metodología unificada que sustituye la optimización clásica por modelos de Inteligencia Artificial. A partir de simulaciones de múltiples trayectorias, se ha desarrollado una metodología de procesamiento de datos y entrenamiento de modelos de aprendizaje automático. Este enfoque transforma la simulación biomecánica en un motor de inferencia directa, eliminando el cuello de botella computacional y viabilizando su aplicación en el control de exoesqueletos y prótesis en tiempo real.

Palabras clave: Cinemática inversa, Aprendizaje automático, OpenSim, Biomecánica, Exoesqueletos, Robótica asistencial.

Machine Learning for Solving Inverse Kinematics in the Analysis of Human Movement

Abstract

Biomechanical analysis using platforms such as OpenSim is essential for the design and control of assistive robotics. However, traditional methods for solving inverse kinematics rely on iterative optimization algorithms. These processes entail a high computational burden and latency, precluding their use in intelligent control systems that require real-time responses. To overcome this barrier, this work proposes a unified methodology that replaces classical optimization with Artificial Intelligence models. Based on simulations of multiple trajectories, a data processing and training machine learning models has been developed. This approach transforms biomechanical simulation into a direct inference engine, eliminating the computational bottleneck and enabling its application in the real-time control of exoskeletons and prostheses.

Keywords: Inverse Kinematics, Machine Learning, OpenSim, Biomechanics, Exoskeletons, Assistive Robotics.

1. Introducción

El modelado computacional de sistemas musculoesqueléticos es una herramienta fundamental en biomecánica clínica, rehabilitación y robótica asistencial Bolsterlee et al. (2013). En este campo, la plataforma OpenSim se ha consolidado como el software de referencia para la simulación del movimiento humano Seth et al. (2018). Mediante estas simulaciones, es posible obtener información sobre cómo interactúan las articulaciones y los músculos, permitiendo desde la personalización de tratamientos médicos hasta el diseño y optimización del comportamiento de dispositivos de asistencia, como los exoesqueletos.

Sin embargo, extraer información cinemática de alta fidelidad a partir de estos modelos presenta desafíos significativos.

*Autor para correspondencia: erm1009@alu.ubu.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

Los procedimientos tradicionales dependen de algoritmos de optimización que buscan soluciones iterativas dentro de un espacio de estados altamente complejo Nguyen et al. (2022); Werling et al. (2023). Su elevada carga computacional los convierte en procesos costosos y lentos, lo que supone una barrera crítica cuando se requiere una respuesta inmediata Peñacoba-Yagüe et al. (2024).

En este contexto, el presente trabajo propone una metodología que combina el rigor biomecánico de OpenSim con la capacidad predictiva de la Inteligencia Artificial. Se ha desarrollado un modelo basado en algoritmos de regresión supervisada diseñado para resolver el problema cinemático inverso con alta precisión, abarcando una amplia variedad de trayectorias y condiciones de movimiento. El objetivo final es transformar la simulación musculoesquelética de una herramienta de análisis en un motor de inferencia capaz de operar en tiempo real.

La estructura del resto del artículo es la siguiente. La sección 2 revisa los trabajos relacionados. En la sección 3 se explica la metodología seguida. Los resultados se exponen en la sección 4. El artículo finaliza con las conclusiones y trabajos futuros.

2. Trabajos relacionados

El problema de estimar ángulos articulares a partir de datos cinemáticos ha sido abordado desde distintas perspectivas en la literatura biomecánica reciente.

La herramienta de referencia en este ámbito es OpenSim Seth et al. (2018), una plataforma de código abierto para la simulación musculoesquelética que permite generar datos cinemáticos de alta fiabilidad mediante modelos físicos validados. En este trabajo, OpenSim se emplea como fuente de datos de entrenamiento a través del modelo *arm26*.

Dentro de los enfoques basados en aprendizaje profundo, Rapp et al. (2021) propusieron una red neuronal para predecir ángulos articulares del miembro inferior a partir de datos de unidades de medición inercial sintéticas, obteniendo errores de flexión/extensión inferiores a 1,27° en carrera. Este trabajo demuestra la viabilidad del aprendizaje automático para resolver el problema cinemático inverso con datos sintéticos.

En el ámbito del análisis sin marcadores, Pagnon et al. (2022) desarrollaron Pose2Sim, un framework que combina estimación de pose desde vídeo con cinemática inversa en OpenSim, logrando errores generalmente inferiores a 4° en miembro superior e inferior. Esta metodología ilustra cómo los datos de OpenSim pueden ser punto de llegada o de partida en sistemas de IA aplicados a biomecánica.

Más recientemente, Uhlrich et al. (2023) presentaron OpenCap, una plataforma que estima la dinámica musculoesquelética completa desde vídeo de smartphone, combinando redes LSTM con simulación física. El sistema reporta un error medio de 4,5° en cinemática articular, lo que sitúa el umbral de referencia para trabajos de este tipo.

A diferencia de los trabajos anteriores, en el presente artículo no parte de datos experimentales ni de vídeo, sino de simulaciones de cinemática directa y movimientos prescritos generados en OpenSim, evaluando explícitamente el impacto del tipo de datos de entrenamiento sobre la capacidad de generalización del modelo.

3. Metodología

La metodología propuesta se divide en tres fases principales: la simulación física para la obtención de datos, el preprocesamiento de los datos y el diseño de las técnicas de aprendizaje automático.

3.1. *Recopilación de datos*

La generación del conjunto de datos se llevó a cabo mediante simulación biomecánica en OpenSim, empleando el modelo musculoesquelético *arm26*, mostrado en la Figura 1, que representa un miembro superior humano simplificado con dos grados de libertad principales: elevación del hombro y flexión del codo.

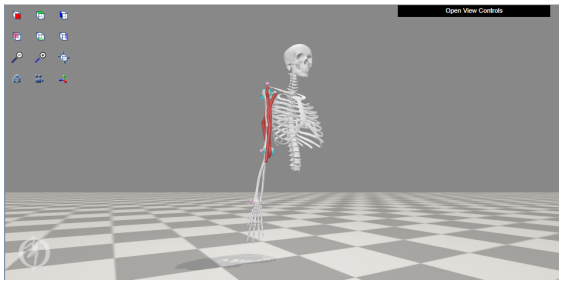


Figura 1: Modelo musculoesquelético *arm26*

Con el objetivo de obtener una mayor diversidad cinemática, se combinaron dos estrategias de generación de movimiento. Por un lado, se realizaron cinco simulaciones de *Forward Dynamics*, iniciadas desde diferentes configuraciones articulares y sometidas únicamente a la acción de la gravedad. Este enfoque permitió generar trayectorias dinámicas no prescritas y explorar configuraciones articulares variadas de forma automática.

Por otro lado, se incorporaron cuatro movimientos prescritos manualmente mediante archivos `.mot`, diseñados para ampliar la cobertura del espacio articular y obtener trayectorias específicas que no siempre emergen de forma natural en las simulaciones dinámicas. Las trayectorias resultantes de ambas estrategias se muestran en la Figura 2.

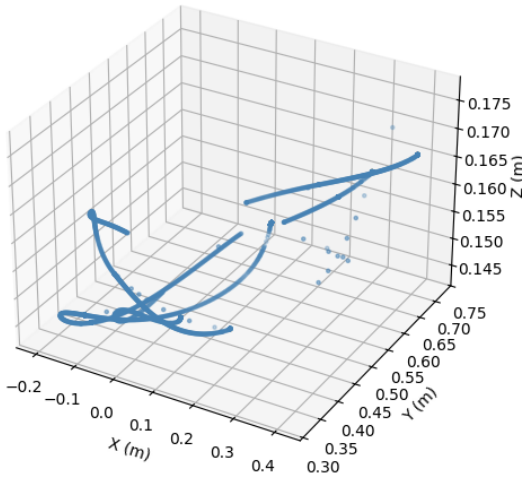


Figura 2: Trayectorias de la mano en el espacio cartesiano generadas mediante las simulaciones de OpenSim.

La información cinemática se extrajo mediante los módulos *Body Kinematics* y *States* de OpenSim, obteniendo para cada movimiento las coordenadas espaciales tridimensionales de la mano (X, Y, Z) desde el archivo `BodyKinematics_pos_global.sto`, y los ángulos articulares de hombro y codo desde los archivos `states.sto`.

Cada instante temporal fue tratado como una muestra independiente, conformando un conjunto de datos supervisado en el que las entradas corresponden a las coordenadas cartesianas de la mano y las salidas a los ángulos articulares asociados.

3.2. Preprocesamiento

Los archivos generados por OpenSim contienen encabezados extensos con información de configuración previa a las series temporales. Para automatizar su procesamiento, se implementó un algoritmo capaz de detectar dinámicamente la etiqueta `endheader`, permitiendo extraer y estructurar únicamente los datos numéricos relevantes.

Dado que las coordenadas espaciales y las variables articulares se almacenaban en archivos independientes, ambos conjuntos de datos fueron fusionados utilizando la variable temporal (*time*) como referencia de sincronización.

Tras la unificación de los datos, se realizó un análisis exploratorio inicial con el objetivo de verificar la consistencia biomecánica del conjunto generado. Durante esta fase se detectaron 97 registros con valores nulos, asociados principalmente a discontinuidades numéricas durante las simulaciones dinámicas. Estas muestras fueron eliminadas posteriormente durante el proceso de limpieza de datos.

El análisis estadístico mostró que el movimiento de la mano ocurre prácticamente en un plano bidimensional, ya que las coordenadas X e Y presentan una variabilidad considerable, mientras que la componente Z permanece prácticamente constante. Este comportamiento es coherente con la estructura biomecánica del modelo *arm26*, limitado a dos grados de libertad coplanares.

Por otro lado, las variables articulares presentaron una elevada variabilidad, cubriendo un amplio rango de posiciones tanto para la elevación del hombro como para la flexión del codo. La distribución de frecuencias de los ángulos articulares (Figura 4 y Figura 3) confirmó que las simulaciones exploran de forma heterogénea el espacio de trabajo biomecánico, proporcionando una diversidad de muestras adecuada para el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático.

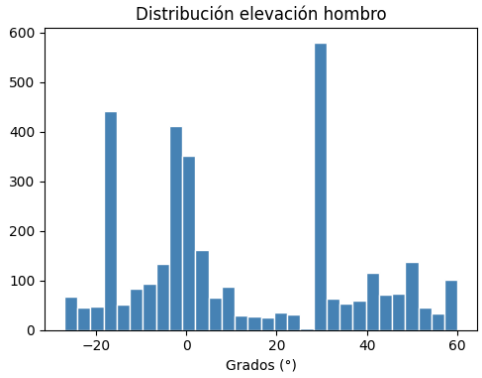


Figura 3: Histograma de distribución de los ángulos del hombro.

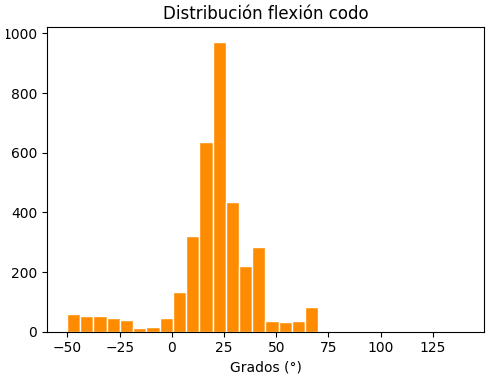


Figura 4: Histograma de distribución de los ángulos del codo.

Debido a las diferencias de escala entre las coordenadas espaciales y las variables articulares, se aplicó un proceso de normalización previo al entrenamiento de los modelos. Por último, el conjunto de datos se dividió en entrenamiento y prueba utilizando trayectorias completas para evitar correlaciones temporales entre muestras consecutivas.

3.3. Modelos y Arquitecturas

El problema abordado en este trabajo consiste en aproximar la relación entre el espacio cartesiano tridimensional de la mano y el espacio articular del modelo biomecánico *arm26*. Debido a la naturaleza geométrica del sistema musculoesquelético, dicha relación presenta componentes lineales dominantes junto con ciertas dependencias no lineales asociadas a las transformaciones cinemáticas del sistema.

Con el objetivo de analizar distintos niveles de complejidad de modelado, se evaluaron diversos algoritmos de regresión supervisada.

- *Regresión Lineal:* utilizada como modelo base (*baseline*) para analizar el comportamiento de una aproximación estrictamente lineal entre el espacio cartesiano y el espacio articular.
- *MLPRegressor:* red neuronal artificial de tipo perceptrón multicapa (*Multilayer Perceptron*), compuesta por capas densamente conectadas y funciones de activación no lineales, adecuada para aproximar relaciones complejas entre variables biomecánicas. La arquitectura empleada estuvo formada por dos capas ocultas de 128 y 64 neuronas respectivamente, utilizando un máximo de 2000 iteraciones y entrenamiento con parada temprana (*early stopping*) para reducir el sobreajuste.
- *XGBoost:* algoritmo basado en *Gradient Boosting* que construye secuencialmente árboles de decisión optimizando los errores previos, destacando por su elevada capacidad predictiva y eficiencia computacional. El modelo fue configurado con 200 estimadores y una tasa de aprendizaje de 0.1.
- *SVR:* modelo de regresión basado en *Support Vector Machines* utilizando un kernel radial (*RBF*), capaz de modelar relaciones no lineales entre variables biomecánicas. Para su configuración optimizada se empleó un parámetro de regularización $C = 100$, el coeficiente del kernel

gamma = *scale* y un margen de tolerancia *epsilon* = 0,01, adaptado a regresión multivariable mediante *MultiOutputRegressor*.

4. Resultados y Validación

Con el objetivo de evaluar la capacidad de los distintos modelos de aprendizaje automático para aproximar la cinemática inversa biomecánica del modelo *arm26*, se compararon diferentes técnicas de regresión supervisada utilizando como métrica principal el error absoluto medio (MAE) en grados, complementada con el coeficiente de determinación (R^2).

Los resultados obtenidos sobre el conjunto de prueba se muestran en la Tabla 1 y la Tabla 2.

Tabla 1: Comparación el error absoluto medio (MAE).

Modelo	MAE Hombro (°)	MAE Codo (°)	MAE Medio (°)
XGBoost	0.09	0.19	0.14
SVR	0.16	0.13	0.15
MLP (Red Neuronal)	0.12	0.23	0.17
Regresión Lineal	0.86	1.04	0.95

Como se puede observar en los resultados detallados en la Tabla 1, todos los modelos evaluados logran un rendimiento notable. Aunque la Regresión Lineal alcanza un error medio de $0,95°$, muy inferior al umbral de referencia de 4° Uhlrich et al. (2023); Pagnon et al. (2022), los modelos no lineales reducen el error aproximadamente en un orden de magnitud.

Este resultado sugiere que gran parte de la relación entre la posición cartesiana de la mano y la configuración articular puede explicarse mediante un modelo lineal debido a la baja dimensionalidad del sistema *arm26*. No obstante, algoritmos como XGBoost y SVR son capaces de capturar pequeñas desviaciones no lineales que mejoran la precisión final. Estas diferencias podrían adquirir una mayor relevancia en modelos musculoesqueléticos más complejos, con más grados de libertad o con datos experimentales afectados por ruido.

Los valores de R^2 recogidos en la Tabla 2 son elevados en todos los modelos, lo que, teniendo en cuenta que el modelo *arm26* tiene únicamente dos grados de libertad y los datos provienen de simulaciones sintéticas sin ruido experimental, refleja la baja dimensionalidad del problema.

Tabla 2: Comparación de coeficientes de determinación (R^2).

Modelo	R^2 Hombro	R^2 Codo
XGBoost	1.000	0.999
SVR	1.000	1.000
MLP (Red Neuronal)	1.000	1.000
Regresión Lineal	0.998	0.995

Con el fin de validar la estabilidad del modelo seleccionado, se realizó una validación cruzada *5-Fold* sobre XGBoost. Los resultados mostraron una baja variabilidad entre particiones, obteniendo un MAE medio global de $0,13° \pm 0,02°$, lo que indica una elevada capacidad de generalización y estabilidad numérica del modelo.

Las Figuras 5 y 6 muestra la comparación entre los ángulos reales y predichos por XGBoost. Los puntos se concentran sobre la diagonal, confirmando la precisión del modelo en todo el rango articular cubierto por el dataset.

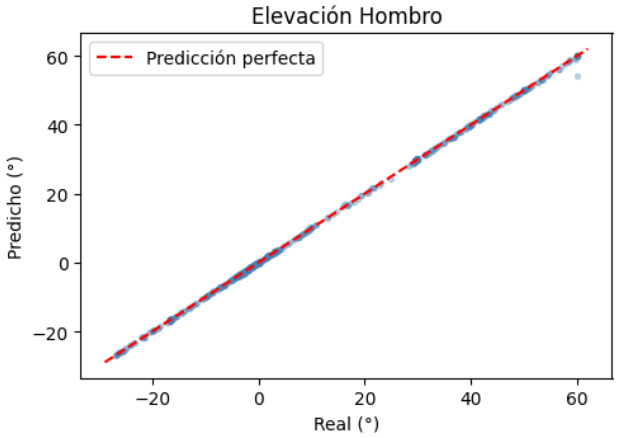


Figura 5: Comparación entre ángulos articulares reales y predichos mediante XGBoost para la articulación del hombro.

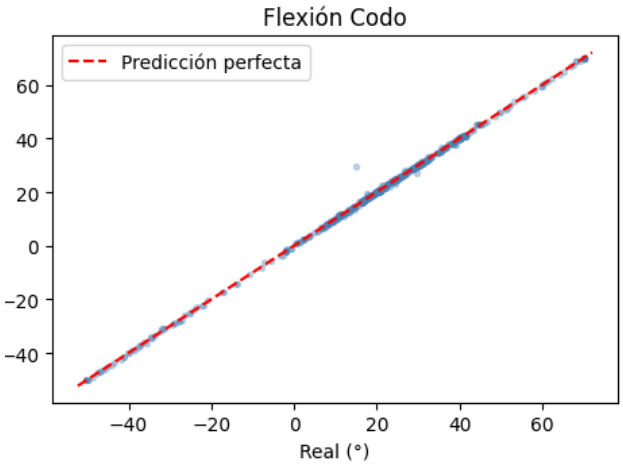


Figura 6: Comparación entre ángulos articulares reales y predichos mediante XGBoost para la articulación del codo.

4.1. *Coste Computacional y Latencia*

Además de la precisión cinemática, el tiempo de inferencia es un factor crítico para la aplicabilidad de estos modelos en sistemas de control robótico en tiempo real. Para evaluar el coste computacional, se midió el tiempo necesario para predecir las coordenadas articulares de un conjunto de muestras.

Los experimentos se ejecutaron en un equipo equipado con un procesador AMD Ryzen 3200U (con gráficos Radeon Vega Mobile Gfx), 8 GB de RAM y 2 GB de memoria gráfica. Los resultados de latencia se resumen en la Tabla 3.

Tabla 3: Relación entre precisión (MAE Medio) y latencia (Tiempo de inferencia).

Modelo	MAE Medio (°)	Tiempo inferencia (ms)
XGBoost	0.14	13.77
SVR	0.15	17.40
MLP (Red Neuronal)	0.17	27.06
Regresión Lineal	0.95	0.87

Como se observa en la Tabla 3, la Regresión Lineal presenta el menor tiempo de ejecución (0,87 ms). Sin embargo, XGBoost se posiciona como la mejor alternativa de compromiso, ofreciendo el menor error cinemático (0,14°) con una latencia

de apenas 13,77 ms. Este tiempo de respuesta es perfectamente compatible con las frecuencias típicas de control en robótica de rehabilitación y exoesqueletos (generalmente entre 50 y 100 Hz Peñacoba-Yagüe et al. (2024), lo que exige tiempos de inferencia inferiores a 20 ms), superando las limitaciones tradicionales de la optimización numérica iterativa.

La resolución mediante cinemática inversa clásica en OpenSim requiere procesos iterativos de optimización que presentan un coste computacional superior al de la inferencia directa mediante aprendizaje automático. Los resultados obtenidos muestran que el modelo XGBoost puede realizar predicciones en tiempos compatibles con aplicaciones de control en tiempo real.

5. Conclusiones

El objetivo principal de este trabajo es analizar la viabilidad de utilizar técnicas de inteligencia artificial para aproximar problemas de cinemática inversa biomecánica a partir de posiciones espaciales tridimensionales obtenidas mediante simulación musculoesquelética.

Los resultados obtenidos sugieren que existe una relación consistente entre la posición espacial de la mano y la configuración articular del modelo biomecánico *arm26*. Los modelos evaluados fueron capaces de estimar con elevada precisión los ángulos articulares del hombro y el codo, alcanzando errores reducidos y coeficientes de determinación próximos a 1 en todos los casos.

Entre los distintos enfoques analizados, los modelos no lineales presentaron el mejor comportamiento, destacando XGBoost y el SVR optimizado. Aunque los modelos lineales logran una aproximación de gran calidad (inferior al umbral clínico de 4°) debido a la baja dimensionalidad del problema, el uso de algoritmos avanzados como XGBoost permite capturar las variaciones no lineales locales, reduciendo el error cinemático en prácticamente un orden de magnitud y garantizando tiempos de inferencia viables para control en tiempo real.

Más allá de los resultados numéricos, uno de los principales aportes del trabajo ha sido la integración de herramientas de biomecánica computacional y aprendizaje automático dentro de un mismo entorno experimental. La combinación de OpenSim con técnicas modernas de regresión permitió construir una metodología para la generación, procesamiento y modelado de datos biomecánicos.

No obstante, deben señalarse algunas limitaciones explícitas. El conjunto de datos procede de únicamente nueve trayectorias generadas mediante simulación, por lo que los datos carecen de ruido experimental. Por tanto, los elevados valores de R^2 y los bajos errores observados reflejan en parte la naturaleza determinista del modelo biomecánico utilizado y no deben interpretarse como evidencia de un rendimiento equivalente sobre datos reales adquiridos mediante sensores físicos.

Para garantizar la total reproducibilidad del estudio y fomentar futuras investigaciones, el código fuente, los archivos *.mot* de las trayectorias y los *scripts* de OpenSim utilizados en este trabajo se encuentran disponibles de forma pública en el repositorio del proyecto[1].

En conjunto, el trabajo demuestra que las técnicas de inteligencia artificial pueden constituir una herramienta eficaz para aproximar problemas de cinemática inversa biomecánica en modelos simplificados, estableciendo una base sólida para futuras ampliaciones hacia modelos musculoesqueléticos más complejos y aplicaciones de análisis del movimiento humano en condiciones reales.

Como líneas futuras de investigación, se plantea ampliar el estudio a modelos musculoesqueléticos con un mayor número de grados de libertad, donde la relación entre el espacio cartesiano y el espacio articular presente mayores redundancias cinemáticas y múltiples soluciones posibles. Asimismo, resultaría de interés incorporar nuevas variables biomecánicas como velocidades y aceleraciones articulares, así como evaluar arquitecturas más avanzadas orientadas al modelado temporal del movimiento (por ejemplo, redes neuronales recurrentes). Otra línea de trabajo ineludible consistirá en validar los modelos entrenados utilizando datos reales procedentes de sistemas de captura de movimiento físico, lo que permitirá analizar la capacidad de generalización frente al ruido experimental.

A más largo plazo, este tipo de enfoques podría contribuir al desarrollo de aplicaciones vinculadas a la biomecánica clínica, el análisis funcional del movimiento humano, la robótica biomecánica y los sistemas inteligentes de asistencia y rehabilitación en tiempo real.

Referencias

Bolsterlee, B., Veeger, D. H., Chadwick, E. K., 2013. Clinical applications of musculoskeletal modelling for the shoulder and upper limb. Medical & biological engineering & computing 51 (9), 953–963.

Nguyen, T., Bui, T., Pham, H., 2022. Using proposed optimization algorithm for solving inverse kinematics of human upper limb applying in rehabilitation robotic. Artificial Intelligence Review 55 (1), 679–705.

Pagnon, D., Domalain, M., Reveret, L., 2022. Pose2sim: An open-source python package for multiview markerless kinematics. Journal of Open Source Software 7 (77), 4362.

Peñacoba-Yagüe, M., Sierra-García, J., Santos-Peñas, M., Ruano, A., 2024. Enhancing robotic control efficiency with mlp-based inverse kinematics: First approach. In: APCA International Conference on Automatic Control and Soft Computing. Springer, pp. 574–582.

Rapp, E., Shin, S., Thomsen, W., Ferber, R., Halilaj, E., 2021. Estimation of kinematics from inertial measurement units using a combined deep learning and optimization framework. Journal of Biomechanics 116, 110229.

Seth, A., Hicks, J. L., Uchida, T. K., Habib, A., Dembia, C. L., Dunne, J. J., et al., 2018. Opensim: Simulating musculoskeletal dynamics and neuromuscular control to study human and animal movement. PLoS computational biology 14 (7), e1006223.

Uhlrich, S. D., Falisse, A., Lukin, L., Ku, J. P., Delp, S. L., 2023. Opencap: 3d human movement dynamics from smartphone videos. PLoS computational biology 19 (10), e1011462.

Werling, K., Bianco, N. A., Raitor, M., Stingel, J., Hicks, J. L., Collins, S. H., Delp, S. L., Liu, C. K., 2023. Addbiomechanics: Automating model scaling, inverse kinematics, and inverse dynamics from human motion data through sequential optimization. Plos one 18 (11), e0295152.

[1] Repositorio GitHub: `https://github.com/eirarodriguez/CinematicaInversa-ML-Arm26`