

Implementation of a Convolutional Neural Network (CNN) for Ergonomic Analysis in Garment Manufacturing Operations

Jessica Pineda Castellanos ^{1,2}; Wendy Martínez ^{2,3}; María Elena, Perdomo ^{1,5}

¹Facultad de Ingeniería, Universidad Tecnológica Centroamericana (UNITEC), Honduras.

²Universidad Evangélica de El Salvador

stefanypineda456@unitec.edu ³wendy.martinez@uees.edu.es⁴, maria_perdomo@unitec.edu⁵

Abstract– The garment manufacturing sector operates under high production demands, where repetitive movements and sustained awkward postures increase workers' exposure to musculoskeletal disorders (MSDs). Conventional ergonomic assessment methods such as Rapid Upper Limb Assessment (RULA) and Rapid Entire Body Assessment (REBA) rely on direct observation and extended evaluation periods, requiring trained personnel and potentially introducing subjectivity. This study proposes the implementation of a Convolutional Neural Network (CNN) to automate ergonomic risk assessment in garment operations. A dataset of 1,000 images capturing arm and forearm postures during sewing tasks was compiled and labeled according to the RULA method. Image preprocessing and annotation were conducted using Kinovea and Roboflow. The CNN model integrates a keypoint detection algorithm based on the COCO-Pose framework for posture estimation and classification. The proposed model achieved a mean Average Precision (mAP) of 96.40%, recall of 93.50%, and precision of 92.30%, demonstrating high reliability in ergonomic posture classification. The results indicate that the automated approach enhances evaluation accuracy, reduces observer subjectivity, and provides a scalable tool for improving workplace ergonomics and preventing MSDs in garment manufacturing environments.

Keywords– Musculoskeletal Disorders, RULA, Ergonomic Analysis, Convolutional Neural Network, Artificial Intelligence, Occupational Risk Prevention.

Implementación de una red neuronal convolucional (RNC) para el análisis ergonómico en operaciones de confección

Jessica Pineda Castellanos ^{1,2}; Wendy Martínez ^{2,3}; María Elena, Perdomo ^{1,5}

¹Facultad de Ingeniería, Universidad Tecnológica Centroamericana (UNITEC), Honduras.

²Universidad Evangélica de El Salvador

³stefanypineda456@unitec.edu ⁴wendy.martinez@uees.edu.es⁴, ⁵maria_perdomo@unitec.edu⁵

Abstract– El sector manufacturero de confección opera bajo altas exigencias de producción, donde los movimientos repetitivos y las posturas forzadas sostenidas incrementan la exposición de los trabajadores a trastornos musculoesqueléticos (TME). Los métodos tradicionales de evaluación ergonómica, como Rapid Upper Limb Assessment (RULA) y Rapid Entire Body Assessment (REBA), se basan en la observación directa y requieren períodos prolongados de análisis, personal capacitado y pueden introducir subjetividad en la evaluación. Este estudio propone la implementación de una Red Neuronal Convolucional (RNC) para automatizar la evaluación del riesgo ergonómico en operaciones de confección. Se conformó un conjunto de datos de 1,000 imágenes correspondientes a posturas de brazo y antebrazo durante tareas de costura, las cuales fueron etiquetadas conforme al método RULA. El preprocesamiento y la anotación de imágenes se realizaron utilizando Kinovea y Roboflow. El modelo de RNC integra un algoritmo de detección de puntos clave basado en el marco de referencia COCO-Pose para la estimación y clasificación postural. El modelo alcanzó una precisión media promedio (mAP) de 96.40%, una exhaustividad (Recall) de 93.50% y una precisión de 92.30%, evidenciando alta confiabilidad en la clasificación de posturas ergonómicas. Los resultados demuestran que el enfoque automatizado mejora la exactitud del análisis, reduce la subjetividad del evaluador y constituye una herramienta escalable para fortalecer las condiciones laborales y prevenir TME en entornos de confección.

Keywords– Trastornos Musculoesqueléticos, RULA, Análisis Ergonómico, Red Neuronal Convolucional, Inteligencia Artificial, Prevención de Riesgos Laborales.

I. INTRODUCCIÓN

Los trastornos musculoesqueléticos están relacionados con el trabajo y se desarrollan con el tiempo. Factores como los movimientos repetitivos, posturas incómodas, ritmo de trabajos acelerados y la permanencia prolongada en posiciones de pie o sentado, esta combinación de aspectos aumenta la posibilidad de sufrir daños en la salud musculoesquelética [1]. Dentro de las afecciones más frecuentes en el sector de manufactura de confección se encuentran los trastornos musculoesqueléticos con una tasa del sesenta y dos por ciento por cada cien colaboradores [2].

Un estudio realizado en manufacturera textil en Camboya que se presenta en la figura 1, con una muestra total del setecientos y dos personas, demostró la alta prevalencia de síntomas musculoesqueléticos en regiones del cuerpo, los más destacados son el cuello con 72.08% y los hombros con 63.53%[3].

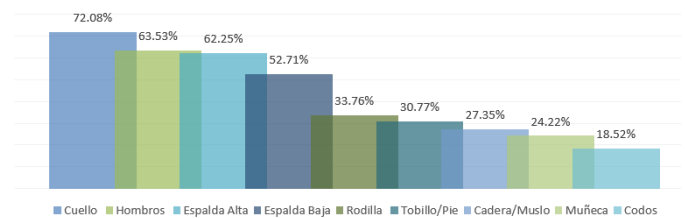


Fig. 1 Trastornos musculoesqueléticos. Nota: Información obtenida de Prevalencia de síntomas musculoesqueléticos entre trabajadores de la confección en la provincia de Kandal, Camboya [3].

En una manufacturera ubicada en la zona norte de Honduras, con dos mil setecientos empleados, de los cuales mil doscientos cincuenta empleados corresponden a mano de obra directa, muestra en la figura 2 el registro de afecciones reportadas en la planta de producción.

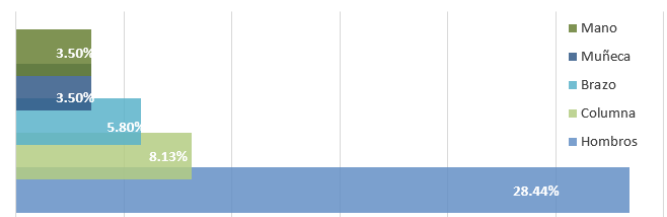


Fig.2 Afecciones más comunes en empleados de la manufactura. Nota: Información obtenida de Empresa del sector manufacturera de confección ubicada en la zona norte de Honduras

Las afecciones musculoesqueléticas se caracterizan por el dolor (a menudo persistente) y las limitaciones en la movilidad y destreza, lo que reduce significativamente la capacidad de las personas para trabajar [4]. Por lo tanto, estas afecciones conducen a menores niveles de bienestar, menor capacidad para participar en sociedad o incluso jubilación temprana [5].

II. BASES TEÓRICAS

Ergonomía

La ergonomía es la disciplina científica que se ocupa para comprender las interacciones entre los seres humanos y otros elementos de un sistema, y la profesión que aplica la teoría, los principios, los datos y los métodos al diseño con el fin de optimizar el bienestar humano y el rendimiento general del sistema [6]. Existen ciertas condiciones que pueden aumentar el riesgo de sufrir un TME tales como las posturas incómodas o

inadecuadas, esfuerzos físicos excesivos y movimientos repetitivos [7].

RULA

La metodología RULA (Rapid Upper Limb Assessment), es un método observacional estandarizado utilizados para la evaluación de riesgos posturales y biomecánicos relacionados con el cuello, tronco y extremidades superiores durante tareas sedentarias o repetitivas [8]. En este estudio, se analizará el grupo A representado en la figura 3.

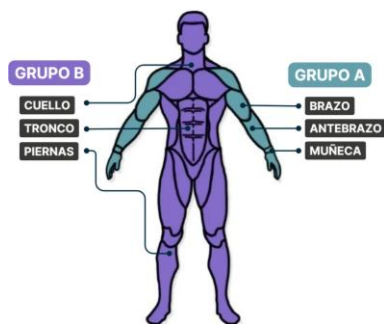


Fig.3 Áreas de análisis de la metodología RULA. Nota: Información obtenida de Estudio ergonómico de los trastornos musculoesqueléticos entre los conductores de tranvía [8]

Trastornos musculoesqueléticos

Los trastornos musculoesqueléticos son relevantes a lo largo de la vida, ocasionado por movimientos repetitivos, posturas forzadas, manipulación de cargas y largas jornadas laborales abarcan desde afecciones repentinas (fractura, esguince y distensiones) hasta largo plazo (lumbalgia primaria crónica y la osteoartritis). La organización mundial de la salud indica que aproximadamente 1.7 millones de personas a nivel mundial presenta afecciones musculoesqueléticas [4]. Un estudio demuestra la prevalencia e incidencia de trastornos musculoesqueléticos relacionado con el trabajo en la industria secundaria (manufactureras) [9]. La figura 4 presenta las regiones afectadas y su porcentaje de incidencia.

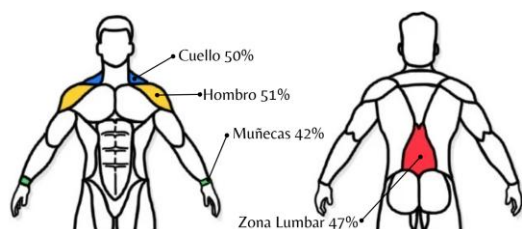


Fig.4 Porcentaje de afecciones. Nota: Información obtenida de Prevalencia e incidencia de trastornos musculoesqueléticos relacionado con el trabajo en las industrias secundarias de Europa siglo XXI [9].

Redes Neuronales Convolucionales (RNC)

La red neuronal convolucional es el modelo profundo más utilizados en el aprendizaje de características para la clasificación y el reconocimiento de imágenes a gran escala [10]. Las RNC por medio de categorías visuales pueden verificar el uso de equipo de protección personal a través de cámaras de vigilancia y sensores de profundidad identificando chalecos y cascos [11]. En la revisión de la literatura sobre las RNC se identifica las métricas clave para el desempeño de la red, [12], [13], [14], [15] entre ellas son precisión (precisión), precisión media promedio (mAP) y exhaustividad (Recall)

III. METODOLOGÍA

La metodología de estudio formulada para la investigación presente se detalla en la figura 5, ilustrando la secuencia de actividades, comenzando en seleccionar el proceso, operaciones y el método ergonómico de evaluación, se prosiguió con la captura del material visual y luego se procesaron en Kinovea para asignarle puntuación de riesgo postural. De ahí se comenzó con el entrenamiento de la red. Esta secuencia de actividades permitió que la red aprendiera a detectar y clasificar sobre las posturas de forma automática, facilitando la fase de elaboración de conclusiones y las respectivas recomendaciones basadas en hallazgos.



Fig.5 Nota: Información obtenida de Metodología de estudio para el entrenamiento de una red neuronal convolucional para la identificación y clasificación de posturas en el entorno laboral. Elaboración propia

Data Collection

El conjunto de datos recopilados consistió en un total de 1,000 imágenes dentro de las instalaciones de la planta. Las operaciones seleccionadas corresponden al proceso de fabricación de sudaderas, fueron: unir hombro y pegar mangas. Durante la captura de las imágenes se observó que ambas operaciones comparten la misma postura de costura en el tren superior del cuerpo por ello, se decidió unificar dicha postura y definir los puntos críticos, de modo que todas las imágenes pudieran etiquetarse como posturas correctas e incorrectas. Las imágenes fueron capturadas mientras los trabajadores realizaban sus actividades, la toma de la fotografía fue con consentimiento informado debidamente firmado y archivado. Autorizando la

publicación de las imágenes y asegurando la confidencialidad de los rostros de los operadores.

De acuerdo con la metodología RULA, es fundamental establecer los ángulos y planos en los cuales se capturarán las imágenes. La evaluación consistiría en la región superior del cuerpo con enfoque en los hombros, se definió que las vistas son de perfil izquierdo y derecho. La Figura 6 muestra ejemplos representativos de las imágenes utilizadas en el estudio, en las que se ilustran las categorías definidas, postura correcta e incorrecta asociadas al nivel de riesgo según el método RULA. Esto promovió que los ángulos medidos reflejaran su magnitud real, y la evaluación tradicional se realizará con mayor precisión.



Fig.6 Posturas. Nota: Ejemplos Representativos del Conjunto de Datos Capturados

Data processing with Kinovea

Una vez se completó la recopilación de las imágenes, se utilizó el software Kinovea para el procesamiento inicial de las imágenes, en donde se midieron los ángulos de las articulaciones con el fin de identificar momentos específicos en los que el operador opta una postura adecuada o inadecuada (Figura 7). Estas mediciones proporcionaron información cuantitativa sobre la biomecánica del operador durante sus actividades en base a esto se le asignó una puntuación y un nivel de riesgo

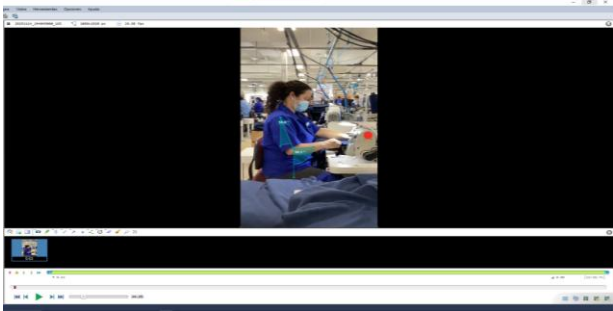


Fig.7 Ejemplo de la Medición de Ángulos en Software Kinovea. Nota: Elaboración propia.

Cálculo del Nivel de Riesgo Ergonómico con RULA

El cálculo del nivel de riesgo ergonómico se realizó utilizando el método RULA (Rapid Upper Limb Assissment), el cual evalúa posturas de trabajo en la región superior corporal. Bajo la implementación de Kinovea se identificaron los ángulos críticos y por medio de estos se clasificaron según su nivel de riesgo, utilizando la tabla de puntuación del método RULA (Figura 8). Estos niveles permiten determinar si la postura requiere ajustes o intervención inmediata para la prevención de trastornos musculoesqueléticos.

SCORE	1-2	3-4	5-6	7
LEVEL	LEVEL 1	LEVEL 2	LEVEL 3	LEVEL 4
RISK	Acceptable	Unacceptable		

Fig.8 Niveles de desempeño según la puntuación final obtenida. Nota: Elaboración propia

Las imágenes que recibieron una puntuación indicando que su nivel esta entre, 2,3,4, son una carga ergonómica es decir requiere de intervención estas se definen como posturas incorrectas. Las posturas cuya puntuación indican un nivel 1, dice que esta dentro del rango seguro se define como postura correcta.

Neural Network Feeding and Development with Roboflow

Luego el análisis de los datos en el software Kinovea se procedió a etiquetarlo en posturas correctas e incorrectas utilizando los criterios de la metodología RULA. El conjunto de datos etiquetado se ingresó a Roboflow para el entrenamiento de la red neuronal convolucional (RNC). Por medio del entrenamiento, la red aprendió los patrones de las posturas correctas e incorrectas, de modo que desarrolló la capacidad de identificarlas y clasificarlas de manera automática. El estudio presente realiza una adaptación a la arquitectura del modelo propuesto por [12], la estructura fue modificada según las características del conjunto de datos utilizado en este estudio.

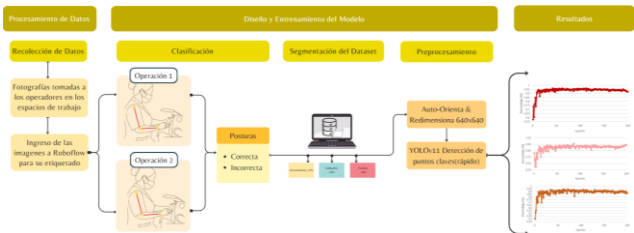


Fig.9 Arquitectura del modelo de red neuronal convolucional para el análisis ergonómico Nota: Elaboración propia

Tras el entrenamiento, el modelo analiza nuevas imágenes realizando tareas de detección y clasificación basadas en la estimación de puntos clave. Es importante aclarar que el sistema propuesto integra una red neuronal convolucional (CNN) como estructura principal de extracción de características dentro de un marco de detección de puntos clave YOLOv11, entrenado utilizando un conjunto de datos con formato COCO-Pose [12]. Las métricas clave utilizadas para evaluar el rendimiento de la red son la precisión, la precisión media (mAP) y la recuperación, y el conjunto de datos se dividió en subconjuntos de entrenamiento, validación y prueba para garantizar una evaluación adecuada del modelo.

IV RESULTADOS

En la fase de clasificación se llevó a cabo diversas etapas, en donde se utilizó un software biomecánico como Kinovea para el análisis exhaustivo que presentan las imágenes y el método rula que por medio de las puntuaciones definidas según el ángulo indica el nivel de riesgo ergonómico. Los resultados de cada fase se registraron en una tabla donde permitía resumir la visualización del contenido que se estaba ingresando en la red. La tabla 1 muestra un ejemplo de la tabulación de los datos obtenidos utilizando el software Kinovea y el método RULA.

Tabla I: Ejemplo de los resultados obtenidos de la clasificación usando RULA y Kinovea

Ejempl o Postur a	Ángul o del brazo	Brazo	Ángulo antebrazo	Anteb razo	Final	Nivel	Postura
1	17.0°	1	99.3°	1	2	1	Correcto
2	51.3°	3	117.8°	2	5	3	Incorrecto

Con un total de 1,000 imágenes se dividen en dos grupos: operación 1 y operación 2. Cada grupo se subdivide en postura correcta y postura incorrecta. La operación 1 recopiló 500 imágenes, donde 245 imágenes son posturas incorrectas y 255 posturas correctas. La operación 2 recopiló 500 imágenes, 211 imágenes son posturas incorrectas y 289 son posturas correctas (Figura 10). La implementación de las herramientas tecnológicas y métodos ergonómicos permitió clasificar las posturas de forma clara para construir una base sólida de los datos que se refleja en el entrenamiento del modelo

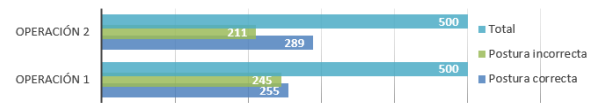


Fig.10 Nota: Imágenes capturadas por operación. Trabajo original basado en el conjunto de datos recopilado.

El modelo se entrenó a partir del conjunto de datos previamente analizado. Las imágenes se ingresaron a Roboflow, en total se obtuvo 2 clases: postura de coser correcta y postura de coser incorrecta. El tipo de modelo que se le asignó a la red es YOLOv11 detección de puntos clave (rápido). El desempeño del modelo se midió por medio de métricas claves, mAP (precisión media promedio), precisión (accuracy) y Recall (exhaustividad). Estas métricas permiten medir el rendimiento y detallar la capacidad del modelo en la detección y clasificación de las imágenes.

El modelo alcanzó unos indicadores de rendimiento aceptables. La precisión alcanzó el 92,30 %, el recuerdo el 93,50 % y la precisión media (mAP) el 96,4 %, lo que indica un buen rendimiento en la clasificación de posturas [Figura 11] [Figura 12]. Sin embargo, es importante tener en cuenta los posibles errores de clasificación. Los falsos positivos pueden dar lugar a intervenciones ergonómicas innecesarias, mientras que los falsos negativos podrían provocar que no se detecten posturas de riesgo en condiciones de trabajo reales.

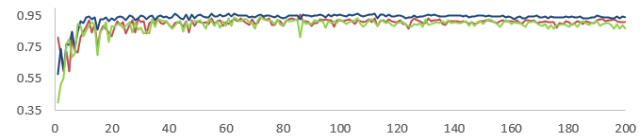


Fig.11 Nota: Métricas clave de desempeño del modelo obtenidas durante el entrenamiento. Elaboración propia.



Fig.12 Nota: Pruebas realizadas para posturas correctas e incorrectas. Recuperado de Roboflow.

Limitations

Las limitaciones principales del modelo se encontraron durante el desarrollo, entrenamiento y la evaluación. A continuación, se detallan algunos aspectos que pueden afectar la precisión y capacidad del modelo:

- El modelo se desarrolló con imágenes recopilados dentro de las instalaciones de una planta de producción de una empresa del sector manufacturero de confección. Por lo que el material es exclusivamente de las operaciones seleccionadas, las cuales se eligieron por que representaban el mayor índice de incidencia de trastornos musculoesqueléticos dentro de la empresa.
- Debido a que se unifico la postura de las dos operaciones seleccionadas, el modelo adopta un enfoque de especialización en a la postura de coser definida ya que aprendió con mayor profundidad los patrones posturales.
- Durante la captura de las imágenes se observó que los operadores corregían su postura conscientemente, por lo que esto, pudo haber alterado o sesgado la distribución real de las posturas de los operadores. Por ende, la capacidad del modelo para generalizar la percepción de las condiciones laborales pudo haberse afectado.
- La arquitectura del modelo se diseñó para que sea adaptable a los entornos laborales como el de la maquila. En donde factores como la velocidad del trabajo, el tipo de actividad y la ergonomía de la estación pudo haber interferido en el modelo.
- Factores como a calidad de la cámara, iluminación del área de trabajo y la posición de la cámara afectaran el entrenamiento y por ende la capacidad del modelo. El que estos factores estén fuera de control podría disminuir la precisión con la que modelo procesa la información
- Además, el conjunto de datos se limita a una sola planta y a operaciones específicas, lo que puede limitar la generalización del modelo.

V. CONCLUSIONES

La red neuronal convolucional entrenado con el modelo YOLOv 11 detección de puntos clave (rápido), con un conjunto de datos de 1,000 imágenes tuvo un desempeño importante en lo que es la detección y clasificación de las posturas en los brazos y antebrazos.

El modelo represento su rendimiento a través de métricas claves como lo es el mAP, precisión y el Recall obteniendo una 96.40%, 92.30% y 93.50% respectivamente.

La evaluación bajo el método RULA en conjunto con el software biomecánico Kinovea permitió que el análisis de las posturas fuese más exhaustivo y preciso permitiendo identificar las posturas de alto riesgo. Se

observa que la distribución desigual en las clases y los posibles sesgos en el conjunto de datos, por lo que se necesita mejorar el balance del conjunto de datos y mejorar la calidad de las imágenes, para que se pueda mejorar su precisión antes de su exposición a la práctica.

REFERENCIAS

- [1] EU OSHA, «Musculoskeletal disorders», Safety and health at work EU-OSHA. Accedido: 22 de octubre de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://osha.europa.eu/en/themes/musculoskeletal-disorders?>
- [2] L. M. Pérez H. Pantoja y S. Martínez Alcántara, «Trastornos músculo-esqueléticos y psíquicos en población trabajadora, maquila de la confección, Departamento de Cortés, Honduras», *Salud Los Trab.*, vol. 22, n.º 2, pp. 129-140, dic. 2014.
- [3] V. Leap, N. Chaiear, Sumananont, y C. Kannarath, «Prevalence of musculoskeletal symptoms among garment workers in Kandal province, Cambodia | Journal of Occupational Health | Oxford Academic», *Journal of Occupational Health*. Accedido: 22 de octubre de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://academic.oup.com/joh/article/58/1/107/7250742?>
- [4] OMS, «Musculoskeletal health». Accedido: 22 de octubre de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/musculoskeletal-conditions?>
- [5] OPS, «Rehabilitación - OPS/OMS | Organización Panamericana de la Salud», Organización Panamericana de la Salud. Accedido: 22 de octubre de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.paho.org/es/temas/rehabilitacion>
- [6] IEA, «What Is Ergonomics (HFE)? | International Ergonomics Association». Accedido: 29 de octubre de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://iea.cc/about/what-is-ergonomics/>
- [7] NIOSH, «Step 1: Identify Risk Factors», *Ergonomics and Musculoskeletal Disorders*. Accedido: 29 de octubre de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.cdc.gov/niosh/ergonomics/ergo-programs/risk-factors.html>
- [8] J. H. Leder, J. Blašković Zavada, M. Slavulj, y D. Budimir, «Ergonomics Study of Musculoskeletal Disorders Among Tram Drivers», *Appl. Sci.*, vol. 15, n.º 15, p. 8348, ene. 2025, doi: 10.3390/app15158348.
- [9] R. Govaerts *et al.*, «Prevalence and incidence of work-related musculoskeletal disorders in secondary industries of 21st century Europe: a systematic review and meta-analysis | BMC Musculoskeletal Disorders | Full Text», *BMC Musculoskeletal Disorders*. Accedido: 30 de octubre de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://bmcmusculoskeletdisord.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12891-021-04615-9>
- [10] Q. Zhang y P. Li, «Redes Neuronales Convolucionales: una visión general | Temas de ScienceDirect». Accedido: 2 de noviembre de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/convolutional-neural-network?>
- [11] D. Kreuzer y M. Munz, «Deep Convolutional and LSTM Networks on Multi-Channel Time Series Data for Gait Phase Recognition», *Sensors*, vol. 21, n.º 3, p. 789, ene. 2021, doi: 10.3390/s21030789.
- [12] J. A. Murillo Alvarado, «Aplicación de Redes Neuronales Convolucionales (RNC) para el Análisis Ergonómico Laboral», Proyecto de Investigación, dic. 2024.