

Estado del arte en evaluación de métodos de detección automatizada de riesgo ergonómico en entornos de trabajo industrial¹

State of the art in evaluation of automated detection methods of ergonomic risk in industrial work environments

Mónica Andrea Camargo Salinas

monica.camargo@uamerica.edu.co
Administradora Ambiental
Magíster en Salud Ocupacional y Ambiental

Nasli Yuceti Miranda Arandia

nasli.miranda@profesores.uamerica.edu.co
Ingeniera Industrial
Especialista en Higiene y Salud Ocupacional
Magíster en Sistemas Integrados de Gestión

John Fredy Suárez Pérez

john.suarez@profesores.uamerica.edu.co
Licenciado en Física
Ph.D. en Ciencias - Física

Resumen

La valoración del riesgo biomecánico en las actividades industriales es una estrategia que permite la toma de decisiones oportunas en la prevención de aparición de enfermedades osteomusculares en la población trabajadora; sin embargo, los métodos de evaluación tradicionales no permiten hacer una valoración ágil y rápida, siendo procesos que demandan tiempo y experticia del evaluador en ocasiones con resultados sesgados según el criterio del observador. El presente artículo presenta el estado del arte en evaluación de métodos de detección automatizada de riesgo ergonómico en entornos de trabajo industrial, dentro del marco del proyecto de investigación desarrollo de un modelo predictivo de evaluación del nivel de riesgo biomecánico en miembros superiores, en la industria farmacéutica, aplicando técnicas de IA, según metodología OCRA.

Palabras clave: Ergonomía; Biomecánica; OCRA; Inteligencia Artificial; Desórdenes musculoesqueléticos DME; Visión por computador; Sensores

¹ Resultado del proyecto de investigación “Desarrollo de un modelo predictivo de evaluación del nivel de riesgo biomecánico en miembros superiores, en la industria farmacéutica, aplicando técnicas de IA, según metodología OCRA”; Código de proyecto III-005-2023; Grupo de investigación Desarrollo y Equidad; Universidad de América.

Recepción: 13/12/2023 | Aceptación: 24/01/2024

Cite este artículo como: Camargo, M. A., Miranda, N. Y., & Suárez, J. F. (2024). Estado del arte en evaluación de métodos de detección automatizada de riesgo ergonómico en entornos de trabajo industrial. (M. M. Quiroz, D. Zamora, & M. Cifuentes, Edits.) *Gestión de la Seguridad y la Salud en el Trabajo*, 6(2), 25 - 37.

Abstract

The assessment of biomechanical risk in industrial activities is a strategy that allows timely decision-making to prevent the appearance of musculoskeletal diseases in the working population. However, traditional assessment methods do not allow for a quick and agile assessment. being processes that demand time and expertise of the evaluator, sometimes with biased results according to the observer's criteria. This article presents the state of the art in the evaluation of methods for automated detection of ergonomic risk in industrial work environments, within the framework of the research project development of a predictive model for evaluating the level of biomechanical risk in upper limbs, in the pharmaceutical industry, applying AI techniques, according to OCRA methodology.

Keywords: Ergonomics; Biomechanics; OCRA; Artificial intelligence; Musculoskeletal Disorders; Computer vision; Sensors

Introducción

Los trastornos musculoesqueléticos (TME), que comprenden más de 150 tipos afectando el sistema locomotor (OMS, 2021), representan la principal causa de ausencia laboral. Estos trastornos abarcan lesiones y problemas en músculos, nervios, tendones, articulaciones, cartílagos y discos espinales (CDC, 2020), generando dolor y afectando la capacidad laboral de las personas. Las lesiones musculoesqueléticas relacionadas con el trabajo son aquellas causadas o agravadas por el entorno laboral y tienen una naturaleza multifactorial. Pueden ocasionar dolor, entumecimiento, parestesia y molestias en uno o varios segmentos corporales, así como pérdida de tiempo laboral debido a incapacidades parciales o permanentes, con un consiguiente aumento en los costos de compensación (Bernard, 1997). Según una encuesta realizada en Estados Unidos, más del 30% de las lesiones laborales se deben a trastornos musculoesqueléticos, siendo el 2% de estos casos causados por movimientos repetitivos (Andersen et al., 2021). Datos del Departamento de Investigación e Información del Instituto Nacional de Seguridad y Salud en el Trabajo - INSST informan que en 2018 se reportaron 13,933 enfermedades profesionales relacionadas con Trastornos musculoesqueléticos (TME), siendo el 51.2% de los casos en hombres y el 48.8% en mujeres. La edad media de las mujeres afectadas fue ligeramente superior a la de los hombres, con 46 años frente a 45 años. Menos de la mitad de los TME notificados (47%) resultaron en incapacidad médica.

Los TME no solo afectan a los trabajadores individualmente, sino que también conllevan costos significativos para las organizaciones, el sistema de salud y la productividad en general. Estos costos pueden clasificarse en directos e indirectos. Los costos directos incluyen salarios, prestaciones asistenciales, así como gastos médicos, quirúrgicos o terapéuticos asociados al tratamiento de los TME. Por otro lado, los costos indirectos abarcan recursos necesarios para cubrir la ausencia del trabajador debido a una

incapacidad médica, así como posibles bajas en la productividad debido a la reducción en la capacidad laboral del trabajador afectado. Además, se deben considerar los costos asociados a la investigación en el proceso de calificación de una enfermedad laboral, la adaptación de puestos de trabajo o la reubicación del empleado. La ausencia o disminución del ritmo de trabajo de un empleado afectado por TME puede generar un efecto en cadena en sus compañeros de trabajo. Esto puede repercutir en la acumulación de fatiga entre los compañeros del trabajador ausente, ya sea por la necesidad de trabajar horas extras para cubrir las cuotas de producción o por la redistribución de las responsabilidades laborales del empleado afectado entre sus compañeros. Este fenómeno potencialmente conduce a un aumento en el ausentismo que involucra a más trabajadores (Morillo, 2021). Es importante destacar que el ausentismo laboral ha experimentado un incremento en la última década, impactando negativamente en la productividad y competitividad de las empresas (Arrieta et al., 2023).

Dada la significativa repercusión que los musculoesqueléticos TME tienen en las empresas, así como en los individuos afectados y su entorno, es imperativo implementar medidas de prevención que reduzcan el impacto asociado al riesgo biomecánico. En este contexto, la evaluación del nivel de riesgo emerge como una herramienta fundamental de prevención primaria, proporcionando la base necesaria para abordar de manera proactiva los desafíos asociados mediante una evaluación exhaustiva. Las intervenciones ergonómicas desempeñan un papel crucial en este proceso, ya que tienen el potencial de generar impactos positivos tanto en el rendimiento de los trabajadores como en la calidad del trabajo realizado. Estas intervenciones buscan desarrollar soluciones ergonómicas que no solo reduzcan el riesgo de musculoesqueléticos TME, sino que también contribuyan de manera favorable al clima laboral en general (Pimparel et al., 2022). En este sentido, la implementación de prácticas ergonómicas efectivas se posiciona como una estrategia clave para prevenir y mitigar los riesgos biomecánicos, promoviendo entornos laborales más seguros y saludables.

Existen diferentes instrumentos validados para la valoración del riesgo biomecánico en actividades laborales; el criterio de selección se basa en el tipo y naturaleza de la actividad, respecto a los segmentos corporales involucrados, tipo de acción que se realiza, presencia de manejo de cargas, presencia de movimientos repetitivos, entre otros factores. La norma ISO 11228-3 (2007) consolida una relación de métodos de evaluación de riesgo ergonómico; para la evaluación de posturas cuerpo entero las metodologías de aplicación pueden ser OWAS (Ovako Working Analysis System), REBA (The Rapid Entire Body Assessment), PLIBEL, QEC (Quick Exposure Check), OPEL ESPAÑA AUTOMÓVILES, EJMS (Ergonomic Job Measurement System), INRS (Institut national de la recherche scientifique). Tal como se relaciona en los documentos ISO 11228-3 (2007) y la GTC 290 (2018), si la actividad a evaluar tiene predominancia de miembros superiores, las metodologías a aplicar pueden ser RULA (Rapid Upper Limb Assessment), OSHA Checklist, HAL/TLV ACGIH, Upper Limb Expert Tool, OCRA (Occupational Repetitive Action) Index, OCRA checklist, Método de Registro de Armstrong, Test de Michigan, Índice de Esfuerzo, Método de J. Malchaire. Estos métodos han dado derivación a otros, con énfasis en sectores empresariales, pero parten de principios observacionales y de evaluación cualitativa que se refleja en un resultado final de valoración de riesgo cuantitativo. En la Tabla 1 se relacionan los diferentes métodos de

evaluación y su énfasis en cuanto a factores de riesgo evaluados y segmentos corporales involucrados.

Marco metodológico

Tabla 1. Métodos de evaluación y su énfasis en cuanto a factores de riesgo evaluados y segmentos corporales involucrados

Método de evaluación	Segmento corporal	Factores de riesgo que evalúa
<i>AN ERGONOMIC JOB MEASUREMENT SYSTEM-EJMS (2001)</i>	Cuerpo Entero	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Fatiga visual ✓ Posturas de cuello, hombro, tronco, muñeca ✓ Movimientos de mano/dedos ✓ Acción de empujar/tirar ✓ Postura estática
<i>ECUACIÓN NIOSH (1981)</i>	Manejo de cargas	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Manipulación manual de cargas
<i>GUÍA TÉCNICA DE MANIPULACIÓN MANUAL DE CARGAS DEL INSHT (2003)</i>	Manejo de cargas	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Manipulación manual de cargas
<i>ÍNDICE DE ESFUERZO (1995)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Intensidad de esfuerzo ✓ Duración del esfuerzo ✓ Esfuerzos por minuto ✓ Postura ✓ Velocidad de trabajo ✓ Duración de la tarea por día
<i>INRS INSTITUT NATIONAL DE RECHERCHE ET DE SÉCURITÉ (2001)</i>	Cuerpo Entero	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Tensión muscular general ✓ Armonía postural y cinética ✓ Actividad muscular ✓ Actividad motriz brusca ✓ Gestos aleatorios ✓ Margen de maniobra motriz ✓ Ruptura de la actividad intra/interciclo de trabajo ✓ Margen de maniobra perceptiva ✓ Ritmo de trabajo
<i>INSTITUTO DE BIOMECÁNICA DE VALENCIA (IBV) COMISIONES OBRERAS (CC.OO) UNIÓN DE MUTUAS (UM) (1995)</i>	Cuerpo Entero	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Posturas ✓ Duración de la tarea ✓ Repetitividad
<i>ISO 11228-2: 2007. ERGONOMÍA. MANIPULACIÓN MANUAL. PARTE 2: EMPUJE Y ARRASTRE</i>	Manejo de cargas	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Manipulación manual de cargas
<i>JOB STRAIN INDEX (1995)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Movimientos repetitivos

<i>MÉTODO DE J. MALCHAIRE (1998)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Posturas inadecuadas ✓ Fuerzas utilizadas ✓ Repetitividad ✓ Molestias mecánicas solicitadas ✓ Otros factores
<i>MÉTODO DE REGISTRO DE ARMSTRONG (1982)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Posturas
<i>MÉTODO ERGO-IBV PARA EVALUACIÓN DE TAREAS REPETITIVAS (2009)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Movimientos repetitivos
<i>MINISTERIO DE SANIDAD Y CONSUMO: MOVIMIENTOS REPETIDOS (2000)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Carga postural ✓ Carga dinámica ✓ Repetitividad, monotonía
<i>MINISTERIO DE SANIDAD Y CONSUMO: NEUROPATÍAS POR PRESIÓN (2000)</i>	Cuerpo Entero	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Carga y transporte de pesos ✓ Movimientos forzados ✓ Apoyos prolongados sobre superficies duras o aristas ✓ Posturas mantenidas ✓ Manejo de herramientas ✓ Frecuencia de manipulación ✓ Factores de naturaleza no laboral ✓ Presencia de alteraciones metabólicas, hormonales, carenciales o tóxicas ✓ Factores anatómicos
<i>NORMA ISO 11228-1: 2003</i>	Manejo de cargas	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Manipulación manual de cargas
<i>NORMA UNE-EN 1005-3: 2002 +A1:2009</i>	Manejo de cargas	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Manipulación manual de cargas
<i>NORMA UNE-EN 1005-5:2007</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Movimientos repetitivos
<i>OCRA OCCUPATIONAL REPETITIVE ACTION (1998)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Movimientos repetitivos
<i>CHECK LIST OCRA (2000)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Movimientos repetitivos
<i>OPEL ESPAÑA AUTOMÓVILES SA (1997)</i>	Cuerpo Entero	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Posturas de brazos ✓ Movimientos de la muñeca y del codo ✓ Manipulación manual de cargas ✓ Tipos de sujeción con las manos ✓ Movimientos de rodillas, cuello y tronco
<i>OWAS OVAKO WORKING POSTURE ANALYSIS SYSTEM (1977)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Posturas forzadas
<i>PLIBEL METHOD FOR THE IDENTIFICATION OF MUSCULOSKELETAL STRESS FACTORS WICH MAY HAVE INJURIOUS EFFECTS (1995)</i>	Cuerpo Entero	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Posturas forzadas ✓ Movimientos repetitivos ✓ Diseño deficiente de herramientas y de puestos de trabajo ✓ Condiciones medioambientales y organizacionales estresantes
<i>REBA - RAPID ENTIRE BODY ASSESSMENT (2000)</i>	Cuerpo completo	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Posturas forzadas

<i>RULA -RAPID UPPER LIMB ASSESSMENT (1993)</i>	Cuerpo Entero	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Frecuencia de movimientos ✓ Trabajo estático muscular ✓ Fuerza ✓ Posturas de trabajo ✓ Tiempo de trabajo sin una pausa
<i>TABLAS DE SNOOK Y CIRIELLO (1991)</i>	Manejo de cargas	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Manipulación manual de cargas
<i>TEST DE MICHIGAN (1986)</i>	Miembros superiores	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Estrés físico ✓ Fuerza ✓ Posturas ✓ Repetitividad ✓ Distribución o equipamiento del puesto y herramientas de trabajo
<i>UNE-EN 1005-3: 2002 +A1:2009</i>	Manejo de cargas	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Fuerza aplicada

Fuente: Adaptado de NTP 629: Movimientos repetitivos: métodos de evaluación, Método OCRA (INSHT, 2003), NTP 452: Evaluación de las condiciones de trabajo: carga postural (INSHT, 1997); e ISO 11228-3 (2007) Ergonomics - Manual handling - Part 3: Handling of low loads at high frequency

El método OCRA consta de dos herramientas fundamentadas en el mismo modelo conceptual, pero difieren en detalles analíticos y propósitos: el índice OCRA (Colombini et al., 1998, 2001, 2002, 2017; Occhipinti, 1998) y la lista de verificación OCRA (Colombini y Occhipinti, 2017). Estos métodos están diseñados para evaluar el riesgo en los miembros superiores debido a movimientos repetitivos e incluyen componentes que permiten analizar diversas tareas asociadas con la actividad laboral evaluada (Colombini et al., 2021). El proceso de evaluación y valoración mediante el método OCRA se lleva a cabo mediante un análisis observacional, comúnmente a través de la grabación de vídeos de la actividad y su posterior revisión por parte del evaluador. Este proceso es time-consuming y puede generar hasta un 30% de variabilidad (Taborri et al., 2020).

Ranavolo et al. (2020), en el desarrollo de un estudio sobre dispositivos portátiles para el monitoreo de riesgo biomecánico en el trabajo, concluyen la necesidad e importancia de ampliar la investigación en el uso de tecnologías portátiles para la evaluación de riesgos. Esto tiene el propósito de minimizar la subjetividad presente en los métodos actuales basados en la evaluación cualitativa del observador. En estudios adicionales, como el de Taborri et al. (2020), se evidencia el uso de algoritmos para reducir el tiempo dedicado a la identificación del factor de frecuencia mediante análisis de vídeo y evitar errores humanos por parte del evaluador. Autores como Aqueveque et al. (2023), a través de un sistema de captura de movimiento, ya sea óptico o inercial, con el objetivo de mejorar las evaluaciones de riesgo biomecánico en actividades que involucran extremidades superiores, demuestran una reducción del 65% en el tiempo requerido en comparación con una evaluación tradicional de riesgo biomecánico. Esto resalta el potencial de las tecnologías de captura de movimientos para avanzar en las metodologías de evaluación de riesgos.

Resultados

Equipos y técnicas de IA

Actualmente, se han desarrollado diversas tecnologías que permiten evaluar diferentes factores de riesgo ergonómico a partir del registro de datos biomecánicos (Kuruganti et al., 2011). Entre estas tecnologías se encuentran los sensores wearables, dispositivos de monitoreo de postura y sensores portátiles, que tienen la capacidad de monitorear la postura del cuerpo en tiempo real. Estos sensores ofrecen retroalimentación instantánea a los trabajadores sobre su posición y pueden generar recordatorios para corregir posturas perjudiciales.

Las tecnologías para la evaluación de riesgo ergonómico se clasifican en dos tipos de métodos: métodos ópticos y métodos de medición directa. En el caso de los métodos de medición directa, se han desarrollado sistemas que miden directamente la carga física del trabajador mediante sensores colocados en los segmentos corporales. Estos incluyen goniómetros electrónicos, que registran las posturas de las articulaciones en dos planos, inclinómetros para evaluar posturas corporales y movimientos, electromiografía de superficie (EMGs) para conocer la tensión muscular al desarrollar fuerza y estudiar la fatiga muscular, y el Cyberglove, un guante que mide la fuerza y la postura de la mano (Boné, 2016). Además, existen sistemas de captura de movimiento inerciales, Inertial Measurement Unit (IMU), equipados con sensores como magnetómetros, acelerómetros y giroscopios. Estos sistemas permiten identificar con precisión habilidades motoras, exigencias de trabajo que generan fatiga, movimientos y posturas que conllevan una mayor carga física, facilitando la toma de decisiones frente a cambios en las condiciones de trabajo o intervenciones ergonómicas. Aunque estos sistemas se utilizan fácilmente en condiciones de laboratorio, las adaptaciones en campo o entornos reales se dificultan debido al tipo de labor realizada y la adaptabilidad de estos al trabajador. Por esta razón, se han desarrollado sensores portátiles en miniatura con conexión inalámbrica (Ranavolo et al., 2018) que permiten una mejor adaptabilidad en el campo.

Los sistemas ópticos de captura de movimientos y posturas (MoCap) son tecnologías que registran y analizan con precisión los movimientos y posiciones del cuerpo humano. Estos sistemas desempeñan un papel crucial en diversas aplicaciones, como la animación por computadora, la investigación biomecánica, la rehabilitación física y la realidad virtual. Se utilizan cámaras ópticas de alta resolución y sensores para rastrear marcadores estratégicamente colocados en el cuerpo humano, sin necesidad de intervención directa en los segmentos corporales de los trabajadores. Estos marcadores pueden ser puntos reflectantes o dispositivos específicos que emiten señales detectables por las cámaras. La información se captura en tiempo real y se procesa mediante algoritmos que reconstruyen las posiciones tridimensionales (x, y, z).

En estudios de ergonomía, se han empleado cámaras RGB-D que capturan tanto información de color como de profundidad. Entre las referencias disponibles en el mercado se encuentran Xtion de Asus y Kinect de Microsoft, este último incluye micrófonos para capturar audio, así como acelerómetros y giroscopios para medir la orientación del dispositivo. Las cámaras RGB-D se han utilizado para la detección de

acciones de manipulación de objetos en interiores (Behnoosh et al., 2019), en la detección de actividades manuales de elevación mediante redes neuronales a partir de imágenes de profundidad de cámaras individuales (Mehrizi et al., 2018), y en la detección del factor de riesgo ergonómico en la industria de la construcción aplicando la metodología OWAS y la captura de imágenes con sensor Kinect (León et al., 2021). Bortolini et al. (2018) llevó a cabo un estudio de evaluación automática del riesgo ergonómico mediante tecnología de captura óptica de movimiento sin marcadores, desarrollando un Sistema de Análisis de Movimiento a través de la metodología de hoja de trabajo de evaluación ergonómica (EAWS). Estos sistemas ópticos se apoyan en software que utiliza algoritmos matemáticos para identificar patrones específicos en imágenes, como reconocer caras, objetos o caracteres, y dividir una imagen en regiones o segmentos para analizar y entender mejor su contenido, a través de técnicas de inteligencia artificial.

Equipos y técnicas de IA

En el ámbito de la evaluación de riesgo musculoesquelético, diversas herramientas ergonómicas son empleadas para analizar y mitigar posibles amenazas para la salud ocupacional. El Índice OCRA (Occupational Repetitive Actions), según Andreoni et al. (2022), se destaca como una herramienta basada en la observación, especialmente aplicada en tareas con movimientos repetitivos en diversas industrias. Por su parte, RULA (Rapid Upper Limb Assessment) y REBA (Rapid Entire Body Assessment), según McAtamney y Corlett (1993), y Hignett, se centran en la rápida evaluación de posturas, abordando el riesgo asociado con movimientos y posturas incómodas en el miembro superior y en todo el cuerpo, respectivamente. Además, estas herramientas de evaluación de riesgo ergonómico incluyen checklists y cuestionarios diseñados para abordar aspectos específicos del entorno laboral. Estos instrumentos, según Nasidin et al. (2021), con un enfoque en la identificación de posibles riesgos, ofrecen una gama versátil de opciones para la evaluación de riesgo ergonómico, contribuyendo así a la gestión proactiva de la salud y seguridad en el trabajo.

No obstante, dado al gran avance que actualmente se está dando en el campo de la Inteligencia Artificial, la automatización de la detección de riesgos musculoesqueléticos se revela como un componente crucial en el ámbito laboral, fundamentando su importancia en diversos aspectos. En primer lugar, la automatización de este proceso optimiza de manera significativa la evaluación ergonómica, permitiendo un análisis más expedito y preciso de las condiciones laborales (Andreoni et al., 2022). Este beneficio resulta particularmente relevante en entornos industriales y laborales, donde las demandas de trabajo son elevadas y las tareas se caracterizan por su repetitividad. Adicionalmente, la automatización contribuye a la objetividad y consistencia en la evaluación al hacer uso de algoritmos y modelos predefinidos, eliminando posibles sesgos subjetivos inherentes a las evaluaciones manuales (Bortolini et al., 2018). Este enfoque asegura que la evaluación de riesgos sea más precisa y confiable, proporcionando así una base sólida para la toma de decisiones en el ámbito de la salud ocupacional. En consecuencia, la detección automatizada o semi automatizada facilita el monitoreo continuo de las condiciones ergonómicas en el lugar de trabajo. Al identificar cambios en tiempo real, se posibilita la implementación efectiva de medidas

preventivas, reduciendo de esta manera el riesgo de desarrollo de TME relacionados con el trabajo.

La evaluación de riesgos musculoesqueléticos ha experimentado una evolución significativa en las metodologías empleadas, destacándose la transición de enfoques basados en checklists hacia métodos más avanzados que incorporan aprendizaje automático (machine learning) y visión por computadora (computer vision). Herramientas tradicionales, como checklists ergonómicos, han sido fundamentales en la identificación de riesgos asociados con posturas y movimientos repetitivos en entornos laborales (Nasidin et al., 2021). Estos instrumentos, aunque efectivos, presentan limitaciones en términos de objetividad y capacidad para capturar la complejidad de las interacciones humano-trabajo de manera dinámica. La introducción de técnicas avanzadas de aprendizaje automático ha permitido una transformación significativa en la evaluación de riesgos musculoesqueléticos. Métodos supervisados, como el utilizado por Andreoni et al. (2022) al comparar enfoques de clasificación en sistemas de reconocimiento de actividades humanas, han demostrado eficacia al analizar grandes conjuntos de datos de movimientos para identificar patrones asociados con tareas laborales específicas. La aplicación de modelos como K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine y Decision Tree (Bishop, 2006) ha mejorado la capacidad de predicción y adaptabilidad a diversas actividades en comparación con enfoques tradicionales. Adicionalmente, la visión por computadora ha emergido como un componente integral en la evaluación de riesgos musculoesqueléticos. Sistemas basados en cámaras RGB, como el presentado por Altieri et al. (2020), utilizan la detección de keypoints para medir ángulos relevantes en la evaluación postural. Este enfoque no solo supera las limitaciones de los enfoques manuales, sino que también facilita la evaluación en entornos industriales reales, como el caso de una línea de ensamblaje.

En la automatización de la detección de riesgos musculoesqueléticos, se han empleado además diversos algoritmos basados en redes neuronales. Por ejemplo, en el estudio de Zhao et al. (2021), se introduce un enfoque innovador mediante el modelo de Convolutional Long Short-Term Memory (CLSTM) para la identificación proactiva de posturas ergonómicas en entornos de construcción. Este modelo demuestra un rendimiento significativo con altas puntuaciones en la identificación de posturas ergonómicamente seguras. Por otro lado, Hossain et al. (2021) presenta un enfoque basado en Deep Neural Networks (DNN) para la predicción de niveles de riesgo REBA a partir de coordenadas 3D de keypoints del cuerpo humano. El modelo propuesto alcanza una precisión del 89.07%, evidenciando su eficacia en la evaluación de riesgos posturales. Asimismo, Parsa et al. (2019) aborda la predicción en tiempo real de riesgos ergonómicos en la manipulación de objetos, utilizando Spatiotemporal Convolutional Networks. Este enfoque logra altos porcentajes de superposición en la segmentación de acciones ergonómicamente seguras. Estos resultados sugieren que tanto modelos basados en redes neuronales profundas como en convoluciones temporales han demostrado ser efectivos en la automatización de la detección de riesgos musculoesqueléticos, proporcionando una evaluación precisa y proactiva de posturas y acciones laborales.

El siguiente paso en la detección de riesgos musculoesqueléticos con herramientas basadas en aprendizaje automático implica la continua mejora y refinamiento de los modelos existentes, así como la exploración de enfoques más avanzados para una evaluación más precisa y generalizada. El estudio de Zhao et al. (2021) destaca la importancia de habilitar el Incremental Learning, donde los modelos de reconocimiento continúan aprendiendo nuevas posturas de manera continua, abordando así la adaptabilidad a la diversidad de sujetos y tareas. Además, el trabajo de Parsa et al. (2019) señala la necesidad de abordar la detección de riesgos en entornos dinámicos mediante la segmentación de acciones en tiempo real. Integrar estos aspectos en futuras investigaciones permitiría modelos más adaptables y precisos. Además, la investigación de Hossain et al. (2021) subraya la importancia de explorar enfoques que utilicen conjuntos de datos más extensos y diversificados para mejorar la generalización de los modelos.

Considerando las condiciones destacadas por la comunidad, dentro del marco del proyecto de investigación de desarrollo de un modelo predictivo de evaluación del nivel de riesgo biomecánico en miembros superiores, en la industria farmacéutica, aplicando técnicas de IA, según metodología OCRA, se propone el empleo de un modelo basado en aprendizaje profundo para la detección automatizada de las variables de frecuencia y postura en la herramienta de evaluación de riesgo ergonómico OCRA (Colombini y Occhipinti, 2017), aplicada a la tarea de empaquetado de ampollitas en una industria farmacéutica. La imagen 1, ilustra el proceso de entrenamiento y validación del modelo propuesto, este proceso se divide en tres etapas; la primera involucra la recopilación y etiquetado de datos para el entrenamiento del modelo, la segunda etapa se enfoca en el entrenamiento del modelo de aprendizaje profundo para la medición de variables de frecuencia y postura, y la tercera etapa se centra en la validación de la efectividad del modelo a partir de la aplicación del mismo en tiempo real, si los resultados obtenidos con el modelo no son eficientes el modelo se entrena nuevamente ajustando algunas variables.

Conclusiones

Los TME impactan negativamente a las empresas debido a los costos directos e indirectos que estas conllevan, así como en la afectación de la productividad, a las personas que sufren la patología y a las personas de su entorno, siendo necesario tomar medidas de prevención que mitiguen el impacto asociado al riesgo biomecánico. La evaluación del nivel de riesgo biomecánico se convierte en una herramienta de prevención primaria, que permita abordar de manera preventiva la toma de decisiones, con base en la valoración que se realice, esperando que al poder tomar acciones oportunas se logre un impacto positivo en la organización.

Los métodos convencionales de valoración de riesgo ergonómico implican altos recursos de tiempo y dedicación por parte del evaluador, conllevando también la presencia de sesgo por el criterio del observador, convirtiéndose en una necesidad el desarrollo de métodos automatizados que minimicen el tiempo requerido para el proceso de evaluación y el nivel de error por toma de datos manuales.

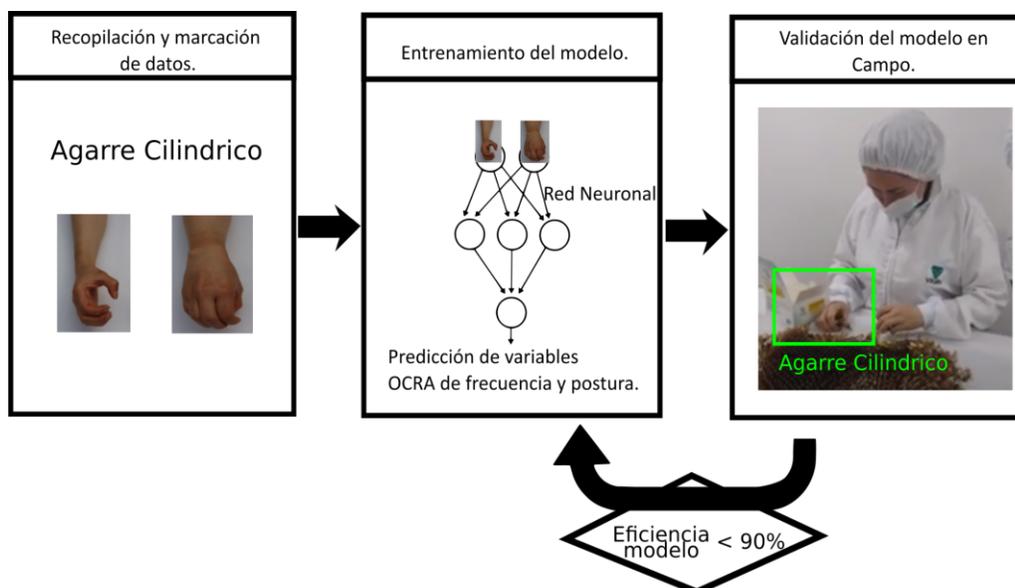


Imagen 1. Esquema del proceso de entrenamiento y validación del modelo basado en aprendizaje profundo para la detección automatizada de las variables de frecuencia y postura en la herramienta de evaluación de riesgo ergonómico OCRA. Proceso dividido en tres etapas, recopilación y marcación, entrenamiento y validación

Fuente: Elaboración propia

En el marco del desarrollo del estado del arte del proyecto de investigación de desarrollo de un modelo predictivo de evaluación del nivel de riesgo biomecánico en miembros superiores, en la industria farmacéutica, aplicando técnicas de IA, según metodología OCRA, se evidencia la pertinencia y necesidad del desarrollo de métodos automatizados a través de la elaboración de un modelo de vanguardia en tareas de detección, para que sea capaz de identificar la frecuencia con la que aparecen los diferentes tipos de agarre, así como las posturas forzadas de miembros superiores durante el desarrollo de actividades repetitivas.

Referencias

- [1] Andersen, L., Vinstrup, J., Sundstrup, E., Skovlund, S., Villadsen, E., & Thorsen, S. V. (2021). Combined ergonomic exposures and development of musculoskeletal pain in the general working population: A prospective cohort study. *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health*, 47(4), 287.
- [2] Andreoni, G., Cassiolas, G., Standoli, C. E., Lenzi, S. E., Perego, P., & Lopomo, N. (2022). Automatic classification of working activities for risk assessment in Large-Scale retail distribution by using wearable sensors: a preliminary analysis. In *Springer eBooks* (pp. 151–164). https://doi.org/10.1007/978-3-031-06018-2_10
- [3] Altieri, A., Ceccacci, S., Talipu, A., & Mengoni, M. (2020). A Low Cost Motion Analysis System Based on RGB Cameras to Support Ergonomic Risk Assessment in Real Workplaces. *ASME 2020 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, 9. <https://doi.org/10.1115/detc2020-22308>
- [4] Aqueveque, P., Peña, G., Gutiérrez, M., Gómez, B., Germany, E., Retamal, G., & Ortega-Bastidas, P. (2023). Utilizing Motion Capture Systems for Instrumenting the OCRA Index: A Study on Risk Classification for Upper Limb Work-Related Activities. *Sensors*, 23(17), 7623
- [5] Arrieta, E., Sepúlveda, C., Hurtado, I., Restrepo, J. Jaramillo, T. (2023). Ausentismo laboral e incapacidades médicas 2021. Centro de Estudios Sociales y Laborales de la Asociación Nacional de Empresarios de Colombia ANDI

- [6] Bernard, B. (1997). *Musculoskeletal Disorders and Workplace Factors: A Critical Review of Epidemiologic Evidence for Work-Related Musculoskeletal Disorders of the Neck, Upper Extremity, and Low Back*. U.S. Department of Health and Human Services, Cincinnati
- [7] Behnoosh, S., Rose, C., Shashi, S., Santosh, A. (2019). Toward Ergonomic Risk Prediction via Segmentation of Indoor Object Manipulation Actions Using Spatiotemporal Convolutional Networks. <https://arxiv.org/abs/1902.05176>
- [8] Bishop, C. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. New York: Springer
- [9] Bortolini, M., Gamberi, M., Pilati, F., & Regattieri, A. (2018). Automatic assessment of the ergonomic risk for manual manufacturing and assembly activities through optical motion capture technology. *Procedia CIRP*, 72, 81–86. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.198>
- [10] CDC. (2020). *Work-Related Musculoskeletal Disorders & Ergonomics | Workplace Health Strategies by Condition | Workplace Health Promotion*. CDC. Retrieved October 1, 2023, from <https://www.cdc.gov/workplacehealthpromotion/health-strategies/musculoskeletal-disorders>
- [11] Centros para el Control y la Prevención de Enfermedades (CDC), Instituto Nacional para la Seguridad y Salud Ocupacional (NIOSH). Programa de Encuesta Nacional de Entrevistas de Salud (NHIS 2004 - 2013). En: Cuadros de Salud del Trabajador (WHC). Prevalencia no ajustada de salud musculoesquelética (NHIS 2004 - 2013) entre trabajadores, en https://www.cdc.gov/NIOSH-WHC/chart/nhis-msd?T=OU&OU=*&V=R&chk_codes=False
- [12] Colombini, D. (1998). Un método observacional para clasificar la exposición a movimientos repetitivos de los miembros superiores. *Ergonomía*, 41 (9), 1261-1289
- [13] Colombini, D., Occhipinti, E., Delleman, N., Fallentin, N., Kilbom, A., & Grieco, A. (2001). Exposure assessment of upper limb repetitive movements: a consensus document
- [14] Colombini, D. (2002). *Risk Assessment and Management of Repetitive Movements and Exertions of Upper Limbs: Job Analysis, Ocra Risk Indices, Prevention Strategies and Design Principles*. Elsevier
- [15] Colombini, D., Occhipinti, E., Alvarez-Casado, E., & Waters, T. R. (2012). *Manual lifting: A guide to the study of simple and complex lifting tasks*. CRC Press
- [16] Colombini, D., & Occhipinti, E. (2016). *Risk analysis and management of repetitive actions: a guide for applying the OCRA system (occupational repetitive actions)*. CRC Press
- [17] Colombini, D., & Occhipinti, E. (Eds.). (2018). *Working posture assessment: the TACOS (time-based assessment computerized strategy) method*. CRC Press
- [18] Colombini, D., Occhipinti, E., Fox, R., Alvarez, E., & Michaloski, A. O. (2021). The Multitask General Exposure Index (MultiGEI): An original model for analysing biomechanical risk factors in multitask jobs featuring weekly, monthly and annual macro-cycles. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 86, 103212
- [19] Hossain, M. I., Azam, S., Karim, A., Montaha, S., Quadir, R., De Boer, F., & Altaf-Ul-Amin, M. (2021). Ergonomic Risk Prediction for Awkward Postures from 3D Keypoints Using Deep Learning. *IEEE Access*, 11, 114497–114508. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3324659>
- [20] ICONTEC. (2018). GTC 290:2018 Ergonomía. Documento de aplicación de normas nacionales sobre manipulación manual (ntc 5693-1, NTC 5693-2 y NTC 5693-3) y evaluación de posturas de trabajo estáticas (NTC 5723).
- [21] Instituto Nacional de Seguridad y Salud en el Trabajo INSST. (2003). NTP 629: Movimientos repetitivos: métodos de evaluación Método OCRA: actualización https://www.insst.es/documents/94886/326775/ntp_629.pdf/97e8ab91-1259-451e-adfe-f1db2af134ad
- [22] Instituto Nacional de Seguridad y Salud en el Trabajo INSST. (1997). NTP 452: Evaluación de las condiciones de trabajo: carga postural. https://www.insst.es/documents/94886/326853/ntp_452.pdf/9e7ebd03-3f56-4df0-9c76-009e4199a04b?version=2.0&t=1638264241930
- [23] Instituto Nacional de Seguridad y Salud en el Trabajo INSST. (2018). *Revista Seguridad y Salud en el Trabajo* Nº 104, octubre, 2020. I.S.S.N.: 1886-6123. <https://www.insst.es/documents/94886/0/Revista+SST+-+N%C3%BAmero+104.pdf>
- [24] ISO (International Standard Organization). (2007). *ISO 11228-3. Ergonomics: Manual handling*. Ginebra, Suiza
- [25] Kuruganti, Usha, Murphy, Tiernan P., and Dickinson, Gregory T. (2011). A Preliminary Investigation of Upper Limb Muscle Activity During Simulated Canadian Forest Harvesting Operations'. 1 Jan. 2011: 491 – 498
- [26] León, J., Martínez, G., & O, J. (2021). Sistema automatizado de análisis de movimiento para la detección del factor de riesgo ergonómico en la industria de la construcción. *Información tecnológica*, 32(6), 213-220. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642021000600213>

- [27] McAtamney, L., & Corlett, E. (1993). RULA: a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders. *Applied Ergonomics*, 24(2), 91–99. [https://doi.org/10.1016/0003-6870\(93\)90080-s](https://doi.org/10.1016/0003-6870(93)90080-s)
- [28] Mehrizi, X., Peng, Z., Tang, X., Xu, D. Metaxas and K. L. (2018). Toward Marker-Free 3D Pose Estimation in Lifting: A Deep Multi-View Solution," 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018), Xi'an, China, 2018, pp. 485-491, Doi: 10.1109/FG.2018.00078
- [29] Morillo Cano, J. R., Gómez Martínez, N., & Laguna Delgada, D. V. (2021). Costos por ausentismo laboral por COVID-19 en trabajadores del distrito San Pedro de Huaca-Tulcán Salud, 2020. Dilemas contemporáneos: educación, política y valores, 8(SPE3)
- [30] Nasidin, N. Deros, B., Daruis, D., Hasan, N., & Khalid, M. (2021). Evaluation of Work Posture and Repetitive Work of Quality Inspectors by RULA and OCRA. *Journal of Science, Technology and Innovation Policy*, 6(1), 34–57. <https://doi.org/10.11113/jostip.v6n1.50>
- [31] Occhipinti, E. (1998). OCRA: un índice conciso para la evaluación de la exposición a movimientos repetitivos de los miembros superiores. *Ergonomía*, 41 (9), 1290-1311
- [32] OMS. (2021). Centro de Prensa. Trastornos musculoesqueléticos. Retrieved October 1, 2023, from <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/musculoskeletal-conditions>
- [33] Parsa, B., Samani, E., Hendrix, R., Devine, C., Singh, S. M., Devasia, S., & Banerjee, A. (2019). Toward ergonomic risk prediction via segmentation of indoor object manipulation actions using spatiotemporal convolutional networks. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 4(4), 3153–3160. <https://doi.org/10.1109/lra.2019.2925305>
- [34] Pimparel, A., Madaleno, S., Ollay, C., Gabriel, A. (2022). How ergonomic evaluations influence the risk of musculoskeletal disorders in the industrial context? A brief literature review. In *Occupational and Environmental Safety and Health III*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2022; pp. 399–409
- [35] Ranavolo, A., Ajoudani, A., Cherubini, A., Bianchi, M., Fritzsche, L., Iavicoli, S., & Draicchio, F. (2020). The sensor-based biomechanical risk assessment at the base of the need for revising of standards for human ergonomics. *Sensors*, 20(20), 5750
- [36] Ranavolo, A., Draicchio, F., Varrecchia, T., Silveti, A., Iavicoli, S. (2018). Dispositivos de monitoreo portátiles para la evaluación de riesgos biomecánicos en el trabajo: estado actual y desafíos futuros: una revisión sistemática. En t. J. Medio Ambiente. Res. Salud Pública 2018, 15, 2001. <https://doi.org/10.3390/ijerph15092001>
- [37] Taborri, J., Bordignon, M., Marcolin, F., Bertoz, A., Donati, M., & Rossi, S. (2020). On the OCRA measurement: Automatic computation of the dynamic technical action frequency factor. *Sensors*, 20(6), 1643
- [38] Zhao, J., & Obonyo, E. (2021). Applying incremental Deep Neural Networks-based posture recognition model for ergonomics risk assessment in construction. *Advanced Engineering Informatics*, 50, 101374. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101374>