

CONESCAPANHONDURAS2025paper85.pdf

 Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)

Document Details

Submission ID

trn:oid:::14348:477772038

Submission Date

Jul 31, 2025, 11:03 PM CST

Download Date

Aug 12, 2025, 2:49 PM CST

File Name

CONESCAPANHONDURAS2025paper85.pdf

File Size

503.8 KB

6 Pages




4,270 Words

24,777 Characters

30% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Top Sources

- 28%  Internet sources
- 25%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags




0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

Top Sources

- 28%  Internet sources
- 25%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

| | | | |
|----|-------------|--|-----|
| 1 | Publication | Toshimasa Aso. "Analysis of work characteristics based on work probe system", 2... | 2% |
| 2 | Internet | www.coursehero.com | 2% |
| 3 | Internet | www.techscience.com | 1% |
| 4 | Internet | arxiv.org | 1% |
| 5 | Publication | Mario Morales-Máximo, José Guadalupe Rutiaga-Quñones. "Analysis and utilizati... | 1% |
| 6 | Internet | ijphs.iaescore.com | 1% |
| 7 | Internet | qspace.library.queensu.ca | <1% |
| 8 | Publication | V. P. Kshirsagar, G. K. Awari, M. P. Singh. "DIGITAL HUMAN MODELING FOR ERGO... | <1% |
| 9 | Publication | X. Yao, Y. Yang, G. Vledder, J. Xu, Y. Song, P. Vink. "Comfort wearables for in-flight ... | <1% |
| 10 | Publication | Tao Wang. "Intelligent Long Jump Evaluation System Integrating BlazePose Hum... | <1% |
| 11 | Publication | Ma. Janice J. Gumasing, Jhon Lawrence G. Quimio. "Ergonomic Risk Assessment of... | <1% |

| | | | |
|----|-------------|---|-----|
| 12 | Publication | Nasser N. Khamiss, Ali Al-Kubaisi. "Analysis review of deep learning for lumbar sp... | <1% |
| 13 | Internet | www.atlantis-press.com | <1% |
| 14 | Internet | www.ijjsae.org | <1% |
| 15 | Publication | Xinhe Yao, Yusheng Yang, Gerbera Vledder, Jun Xu, Yu Song, Peter Vink. "Comfort... | <1% |
| 16 | Internet | www.zukunft-der-wertschoepfung.de | <1% |
| 17 | Publication | Shaban Usman, Cong Lu. "Ergonomic conscious scheduling of maintenance activi... | <1% |
| 18 | Internet | jurnal.wastukancana.ac.id | <1% |
| 19 | Internet | revistas.ulasalle.edu.pe | <1% |
| 20 | Internet | sensorsportal.com | <1% |
| 21 | Internet | www.biorxiv.org | <1% |
| 22 | Internet | www.openaccessrepository.it | <1% |
| 23 | Publication | Maxwell Fordjour Antwi-Afari, Yazan Qarout, Randa Herzallah, Shahnawaz Anwer... | <1% |
| 24 | Internet | infotec.repositorioinstitucional.mx | <1% |
| 25 | Internet | research.unl.pt | <1% |

| | | | |
|----|-------------|---|-----|
| 26 | Internet | atrium.lib.uoguelph.ca | <1% |
| 27 | Internet | doi.ub.kg.ac.rs | <1% |
| 28 | Publication | "Proceedings of 5th International Conference on Artificial Intelligence and Smart ... | <1% |
| 29 | Publication | Mengjie Zhang, Arne Nieuwenhuys, Yanxin Zhang. "Posture prediction models in ... | <1% |
| 30 | Internet | laccei.org | <1% |
| 31 | Internet | researchers.cdu.edu.au | <1% |
| 32 | Internet | ris.cdu.edu.au | <1% |
| 33 | Publication | Abubakar A. Babangida, Yohama Caraballo-Arias, Francesco Decataldo, Francesco... | <1% |
| 34 | Internet | www.iaarc.org | <1% |
| 35 | Internet | www.mdpi.com | <1% |
| 36 | Internet | vdocumento.com | <1% |
| 37 | Internet | www.iesep.com | <1% |
| 38 | Internet | repositorio.uta.edu.ec | <1% |
| 39 | Internet | www.efdeportes.com | <1% |

| | | | |
|----|-------------|---|-----|
| 40 | Internet | publications.aston.ac.uk | <1% |
| 41 | Publication | "Advances in Physical, Social & Occupational Ergonomics", Springer Science and B... | <1% |
| 42 | Publication | Franco Trigo, Lucia. "Participatory Research for the Development of Community P... | <1% |
| 43 | Internet | issuu.com | <1% |
| 44 | Internet | naukaip.ru | <1% |
| 45 | Internet | prezi.com | <1% |
| 46 | Internet | repositorio.upse.edu.ec | <1% |
| 47 | Internet | repository.unab.edu.co | <1% |
| 48 | Internet | www.bio-conferences.org | <1% |
| 49 | Internet | www.gji.co.jp | <1% |
| 50 | Publication | "Proceedings of the 4th Biotechnology World Symposium", Mexican Journal of Bi... | <1% |
| 51 | Internet | pirhua.udep.edu.pe | <1% |
| 52 | Internet | repositorio.ugto.mx | <1% |
| 53 | Internet | smartin.tecnm.mx | <1% |

54

Internet

www.researchgate.net

<1%

55

Publication

"Occupational and Environmental Safety and Health IV", Springer Science and Bu...

<1%

Neural network-assisted ergonomic risk assessment: A Systematic Review

Abstract—This study explores the application of neural networks for ergonomic risk assessment in workplace environments through a systematic review of research published within the last 8 years. Ergonomics plays a key role in reducing work-related musculoskeletal disorders (WMSDs), which are a major cause of absenteeism and impacts productivity. The aim of this review was to analyze how neural networks contribute the improvement of ergonomic analysis methods. Following the PRISMA methodology, 42 relevant publications were selected. Results showed that deep neural networks (52.4%) and convolutional neural networks (42.9%) are the most widely used due to their effectiveness for posture detection using videos, images and motion sensors. While many studies were conducted in controlled environments, others were applied across different areas such as construction, manufacturing and healthcare. It was demonstrated that neural networks have more accuracy and efficiency compared to conventional methods, offering a modern solution for ergonomic assessment.

Keywords—ergonomics, WMSDs, neural networks, ergonomic risk assessment, deep learning

I. INTRODUCCIÓN

La ergonomía es conocida como la disciplina que se encarga de estudiar la relación entre el operador y el entorno laboral con el objetivo de mejorar la salud y seguridad en el ámbito laboral. Uno de los principales retos que enfrentan las empresas hoy en día es la prevención de trastornos musculoesqueléticos relacionados con el trabajo (TMERT), los cuales afectan zonas como hombros, cuello y espalda, generando molestias físicas que pueden terminar, en casos graves, desarrollando incapacidades permanentes.

Lo común siempre ha sido utilizar métodos convencionales de evaluación ergonómica tales como REBA, RULA, OWAS, etc. Dichos métodos son ampliamente utilizados para poder identificar posturas riesgosas; sin embargo, al ser herramientas observacionales, su procedimiento puede tener limitaciones respecto a la subjetividad de la evaluación la cual surge de la observación del evaluador. Por lo que están emergiendo nuevas alternativas que permiten una evaluación más precisa y de manera automatizada, como lo es la inteligencia artificial. Las redes neuronales, como parte de la IA, cuentan con la capacidad de procesar grandes volúmenes de datos. Reconocer patrones y apoya en toma de decisiones que, en este caso, se enfoca en el movimiento y posturas que opta el ser humano. Esta investigación busca realizar una revisión de la literatura de estudios recientes donde se utilicen las redes neuronales en evaluaciones ergonómicas en entornos laborales. Se busca identificar el tipo de red neuronal, como se utiliza en el estudio, tecnologías asociadas, el sector laboral donde se aplica y los

países que lideran estas investigaciones con el fin de comprender el estado actual sobre el tema y como se va desarrollando.

II. BASES TEÓRICAS

A. Ergonomía

La ergonomía, considerada una disciplina científica enfocada en el estudio de las interacciones entre los seres humanos y los elementos de un sistema, tiene como objetivo el estudio sistemático de las personas en el trabajo para mejorar su entorno y bienestar [1]. Al ser aspectos importantes, trabajadores en diversas industrias y ocupaciones pueden estar expuestos a riesgos relacionados a su actividad laboral debido a la exposición rutinaria, como trastornos musculoesqueléticos relacionados con el trabajo. [2]. Lo anterior destaca la importancia de aplicar principios ergonómicos que disminuyan estos riesgos, mejorando la eficiencia del operador. La siguiente Figura muestra diversas investigaciones de evaluación ergonómica aplicadas en distintos sectores laborales.

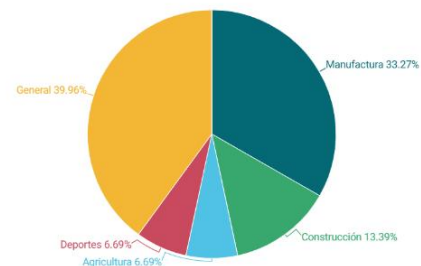


Fig. 1. Evaluaciones ergonómicas en distintos sectores laborales

B. Trastornos musculoesqueléticos de origen laboral

Los TME relacionados con el trabajo abarcan una parte significativa de los problemas de salud ocupacional, originados por diversos factores como las condiciones de trabajo, actividades repetitivas y posturas que se adoptan durante la jornada laboral [3]. En 2018, la Oficina de Estadísticas Laborales del departamento de trabajo en Estados Unidos registró 38,640 casos de TME en el sector de manufactura que resultaron en días de ausencia laboral, reflejando la necesidad de métodos ergonómicos preventivos [4]. Se busca el desarrollo de métodos ergonómicos como Sistema de Análisis de Postura de Trabajo Ovako (OWAS), Evaluación Rápida de Miembros Superiores (RULA), Evaluación Rápida de Todo el Cuerpo (REBA) que permiten cuantificar el riesgo de desarrollar estas condiciones [5].

C. Métodos tradicionales ergonómicos

De acuerdo con la clasificación general, existen tres tipos de métodos para evaluar el riesgo ocupacional como ser autoevaluación, observacionales y de medición directa [6]. En cuanto a los métodos observacionales, estos se clasifican en simples y avanzados. Los simples registran la postura del trabajador en hojas de proforma mediante la observación por parte de un observador independiente [7]. Métodos como REBA, RULA y OWAS permiten la identificación de posturas de riesgo mediante la observación directa. Aunque son accesibles, su precisión depende de la experiencia del evaluador, limitando su objetividad [5].

D. Redes neuronales

Con el surgimiento del Deep Learning (DL), se puede trabajar con grandes volúmenes de datos y modelar relaciones no lineales complejas, lo que trae ventajas significativas en la estimación de postura humana [8]. En los últimos años, ha ganado más popularidad, superando algoritmos tradicionales. Las redes neuronales resaltan para el reconocimiento de actividades. La red neuronal convolucional (CNN) y las redes neuronales recurrentes (RNN) en particular han logrado un progreso notable, detectando patrones mediante varias capas de procesamiento [9]. Es importante saber considerar que tipo de datos utilizar a la hora de analizar posturas humanas ya que esto influye en la elección de modelo de red neuronal a utilizar.

III. METODOLOGÍA

A. Metodología de Estudio

El presente estudio se enfoca en examinar la implementación de las redes neuronales para el análisis ergonómico de riesgos en entornos laborales mediante una revisión sistemática de la literatura. Para poder llevar a cabo la investigación se utilizó la metodología PRISMA la cual permite llevar a cabo un proceso estructurado de identificación, selección y evaluación de investigaciones publicadas en los últimos ocho años.

1) Definir el enfoque de estudio

Como primera fase se establece el enfoque de estudio, en el cual el presente trabajo de investigación se adopta un enfoque mixto, no experimental y con un alcance descriptivo donde se combinan ambos datos cuantitativos y cualitativos con el fin de realizar una visión sistemática a través de la metodología PRISMA sobre la implementación de redes neuronales en la evaluación ergonómica en distintos contextos laborales.

2) Búsqueda de fuentes de estudio

La recolección de artículos e investigaciones se llevó a cabo buscando información de datos científicos que sean confiables en bases reconocidas como ScienceDirect, IEEE Xplore, PubMed, entre otros. Mediante el uso de palabras clave como “ergonomic risk assessment”, “ergonomics”, “neural networks”, “WMSDs”, “deep learning” que facilitó localizar las investigaciones relacionadas al tema.

3) Selección de estudios óptimos

Una vez recopilados los estudios, se definen criterios claves de inclusión y exclusión de documentos. Se seleccionarán estudios que utilicen redes neuronales en evaluaciones ergonómicas laborales, enfocado en el análisis de posturas, movimientos y factores de riesgo de TME. Se les dio prioridad a estudios recientes con metodologías y resultados bien estructurados. Se excluyen aquellos que no utilizan redes neuronales, no están en contextos laborales o que carezcan de claridad metodológica.

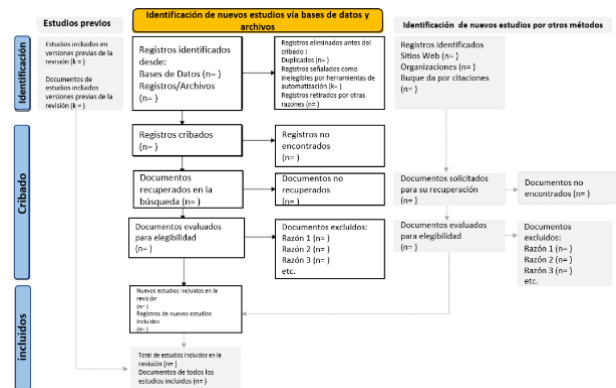


Fig. 2 Diagrama de flujo PRISMA 2020

4) Evaluar la calidad de los estudios

Para asegurar la validez de los estudios seleccionados, se analizará de manera rigurosa la metodología que garantice la confiabilidad de la información recopilada. Tomándose en cuenta distintos puntos clave como la formulación del problema, la coherencia entre la relación de objetivos y conclusiones.

5) Extraer información de datos

De cada estudio seleccionado se identifica la información más relevante, enfocándose en los datos que respalden y ayuden a cumplir con los objetivos de la investigación. A través de un formulario se registran datos relevantes como: tamaño de muestra, tipo de red neuronal empleada, herramienta ergonómica utilizada y el sector laboral. Cada uno de los datos registrados se organizan en tablas y gráficos.

6) Evaluar sesgo

Durante esta etapa se examinan los datos recopilados para identificar posibles sesgos dentro de los estudios que fueron seleccionados. Los aspectos mencionados anteriormente como la actualidad de los datos, calidad y parcialidad de los estudios se evalúan con el objetivo principal de evaluar sesgos para garantizar que los estudios a utilizar son confiables y adecuados para poder interpretarla de manera correcta.

7) Analizar y resumir datos

En esta fase se lleva a cabo un análisis de la información recopilada con el fin de poder identificar posibles tendencias y similitudes entre los artículos seleccionados a través de los gráficos, tablas y cuadros que organizan los datos. Se trabaja con datos cuantitativos y cualitativos que permiten entender el contexto donde se aplicaron distintas herramientas. Así mismo,

permite explorar como las redes neuronales se aplican en cada sector laboral, tomando en cuenta diversos factores y limitantes que influyen en los resultados de aplicar inteligencia artificial en la ergonomía.

8) Síntesis de los resultados

La síntesis de los resultados tiene como finalidad proporcionar de manera estructurada y entendible los datos encontrados durante el análisis. Dentro de la síntesis se destacan como las redes neuronales son aplicadas en distintos sectores laborales, evaluando la eficiencia y precisión de la herramienta al evaluar posturas riesgosas. Así mismo, se identifican patrones de las redes más utilizadas y sus diferencias. Esto permite hacer una relación entre los resultados con los objetivos planteados, lo cual permite formular recomendaciones para investigaciones futuras.

9) Conclusiones y recomendaciones

Siendo la fase final del estudio, se presentan las conclusiones realizadas a partir del análisis y síntesis de los datos obtenidos, ofreciendo una comprensión clara de como las redes neuronales están siendo utilizadas en el campo de la ergonomía, ayudando en la identificación de posturas laborales riesgosas con el fin de prevenir trastornos musculoesqueléticos. En base a los resultados se plantean las recomendaciones para futuras investigaciones.

IV. ANALISIS Y RESULTADOS

Como resultado, se identificaron 56 artículos para examinar su utilidad, de los cuales uno fue eliminado por duplicidad. Luego, se evaluaron los 55 documentos. En la etapa de selección se excluyeron 13 estudios donde: doce no incorporan redes neuronales y uno por no estar enfocado en procesos ergonómicos. Finalmente, se quedó con 42 estudios los cuales cumplen con todos los criterios de inclusión establecidos (ver Figura 3).

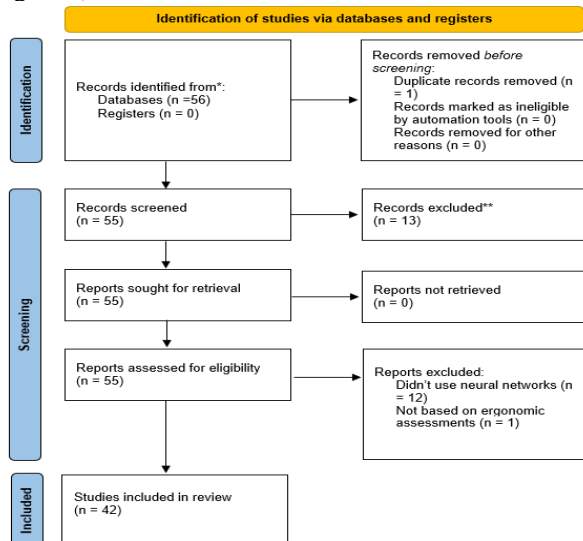


Fig. 3 Flujoograma PRISMA de resultados. Elaboración propia

La Figura 4 representa el número de estudios publicados por año, concentrándose principalmente en un periodo entre 2017-2025. Aunque el objetivo fue seleccionar entre ese periodo, se incorporó una investigación de 2014 debido a su valor metodológico. A partir de 2018, se puede observar un aumento de publicaciones relacionadas con el tema, lo que indica el creciente interés de parte de la comunidad científica el uso de redes neuronales en la evaluación ergonómica.

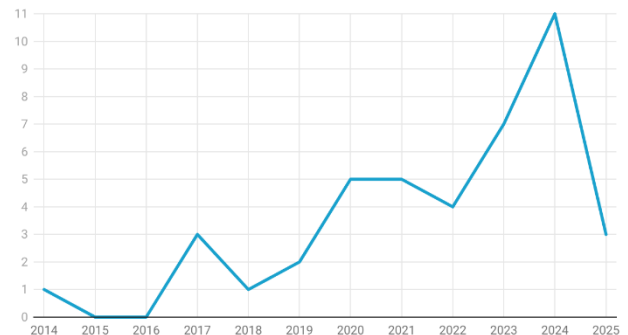


Fig. 4 Publicaciones por año.

La Figura 5 ilustra el origen geográfico de los estudios seleccionados en esta revisión. Estados Unidos fue el que más contribuciones realizó (6), representando el 14,3% de todos los estudios, seguido de España (5) y China (5) habiendo un total de 22 países incluidos.

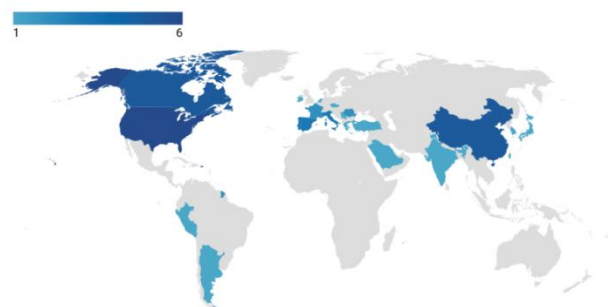


Fig. 5 Mapa global de publicaciones incluidas.

Dentro del análisis realizado, se presenta el porcentaje de los distintos tipos de redes neuronales en base a los estudios seleccionados. Las redes neuronales profundas (DNN) fueron las más empleadas representando el 52,4% del total de los estudios, seguidas de las redes neuronales convolucionales (CNN) con un 42,9%. Con un menor porcentaje, las redes neuronales artificiales (7,1%) forman parte de las investigaciones analizadas y, por último, existen otro tipo de enfoques los cuales son inferiores al 5%. En base a estos resultados se demuestra el interés por la utilidad de enfoques más avanzados y especializados ya que demuestran ser capaces de procesar respuestas de alta precisión en el análisis ergonómico.



Fig. 6 Tipo de red neuronal utilizada en los estudios. Elaboración propia.

La Figura 7 representa la distribución de los tipos de tecnologías que fueron utilizadas de la mano con las redes neuronales. Se puede observar que mayor parte de las investigaciones utilizaron fotos y videos (42%) como su fuente de datos gracias a su efectividad para poder analizar visualmente las posturas mediante redes neuronales. Los sensores de movimiento, con un 31% de utilización, fueron herramienta clave para captar el movimiento del cuerpo en tiempo real. Herramientas como Kinect o los IMU Sensors funcionan como ejemplo a este tipo de tecnologías. Por otro lado, los escáneres 2D/3D se utilizaron un 20% aportando datos del cuerpo humano para su respectivo análisis en conjunto con las redes. Representando un 4% ambos cuestionarios y base de datos fueron utilizados como complementos en estudios que implementaron métodos observacionales tradicionales.

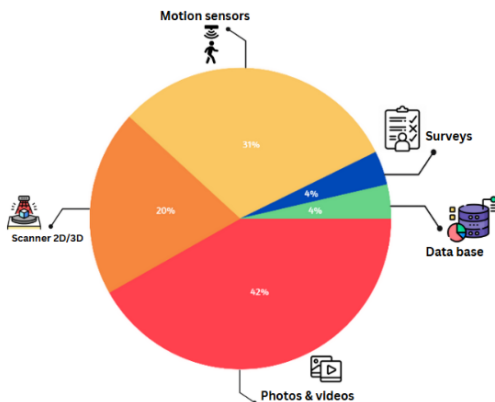


Fig. 7 Tecnologías empleadas en los estudios

Se llevó a cabo un análisis del contexto laboral de cada uno de los estudios que fueron seleccionados en la revisión. La Figura 10 representa, por sector, el porcentaje de estudios realizados en cada tipo de entorno. Se puede observar que el 50% de las investigaciones fueron trabajadas en entornos controlados, lo que permite la validación de métodos antes de ser implementados en escenarios reales. Le sigue el sector manufacturero con 21% mientras que el área de construcción y el área de salud representan un 4,8% cada uno. Los estudios donde el entorno clasifica como “otros” toma en cuenta: oficina, teletrabajo, servicios de entrega a domicilio y sector agrícola.

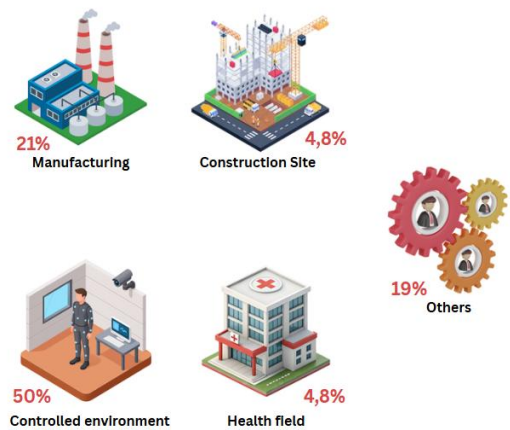


Fig. 8 Entornos aplicados para investigación. Elaboración propia.

Para finalizar se reúnen y analizan resultados de los principales hallazgos obtenidos a partir de los distintos estudios que están enfocados en la aplicación de tecnologías modernas implementadas en las evaluaciones de riesgos ergonómicos que tienen como fin la prevención de trastornos musculoesqueléticos relacionados con el trabajo.

TABLE I. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

| | Propósito | Tecnología empleada | Metodología | Muestra |
|------|---|------------------------|---|---------|
| [10] | Mejorar los pasos del método REBA integrándolo con redes neuronales. | Foto/ video | REBA | <100 |
| [11] | Evalúa datos cinemáticos para identificar riesgos ergonómicos, verificando precisión de las ANNs. | Sensores de movimiento | NIOSH | <100 |
| [12] | Desarrolla una metodología para clasificar posturas usando datos sensoriales. | Sensores de movimiento | Captura directa con wearable technology | <100 |

TABLE II. REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES

| | Propósito | Tecnología empleada | Metodología | Muestra |
|------|--|---------------------|-------------|---------|
| [13] | Desarrollar una CNNs para evaluar automáticamente la postura | Foto/ video | REBA | <100 |
| [14] | Mejorar la evaluación ergonómica en el área de construcción con visión artificial y deep learning. | Escáner 2D/3D | REBA/RULA | <100 |
| [15] | Diseñar un procedimiento el cual identifique actividades inseguras en entornos industriales. | Foto/ video | | <100 |
| [16] | Propone un método automatizado con deep learning para evaluar riesgos ergonómicos usando imágenes y modelos 3D | Foto/ video | REBA | >300 |
| [17] | Desarrolla un método de reconocimiento de posturas con CNN para intervención | Foto/ video | RULA | >300 |

| | | | | |
|------|---|-----------------------------|---|--|
| | ergonómica automatizada. | | | |
| [18] | Crear un sistema automatizado que predice la postura de la muñeca durante tareas laborales. | Sensores de movimiento | Antropometría de la mano | <100 |
| [19] | Validar el sistema automatizado CREBAS. Evalúa posturas laborales mediante MediaPipe con el fin de sustituir métodos tradicionales. | Foto/ video, escáner 2D/ 3D | REBA | <100 |
| [20] | Desarrollar un sistema basado en el método RULA para la evaluación postural. | Foto/ video, escáner 2D/3D | RULA | <100 |
| [21] | Crear un sistema ergonómico con CNN para reducir tiempo de análisis postural frente a métodos tradicionales. | Foto/ video | OWAS | <100 |
| [22] | Sistema inteligente para el análisis en tiempo real de posturas adoptadas de maquinistas que laboran a bordo en cruceros. | Foto/ video | Clasificación de postura correcta/ incorrecta | <100 |
| [23] | Desarrolla un sistema que detecta posturas incorrectas en teletrabajo mediante redes neuronales en tiempo real. | Foto/ video | Clasificación postural en 4 zonas (0-3) | <100 |
| [24] | Desarrolla un sistema IA móvil para evaluar riesgos musculoesqueléticos con poses convolucionales. | Foto/ video | REBA | <100 |
| [25] | Analizar avances recientes en estimación de posturas a base de imágenes monoculares. | Foto/ video | REBA | No aplica, al ser revisión sistemática |

| | | | | |
|------|---|--|--|---------|
| [30] | Crear modelos que permitan prevenir riesgos de padecer trastornos musculoesqueléticos en cuello y hombro. | Cuestionarios | Predicción de riesgos mediante modelos estadísticos. | >300 |
| [31] | Clasifica estudios que usan aprendizaje automático para prevenir trastornos musculoesqueléticos laborales. | Foto/ video, escáner 2D/3D, sensores de movimiento | REBA, RULA, OWAS, LUBA | >300 |
| [32] | Revisa como la captura de movimiento en la industria mejora la seguridad laboral. | Foto/ video, sensores de movimiento | REBA, RULA, OWAS | >300 |
| [33] | Propone un modelo de red neuronal para la identificación de posturas riesgosas en operadores de construcción | Sensores de movimiento | Clasificación de posturas incómodas vs neutras | <100 |
| [34] | Presenta un modelo incremental que reconoce posturas en el área de construcción usando sensores portátiles | Sensores de movimiento | RULA, OWAS | <100 |
| [35] | Analiza como la captura de movimiento mejora la objetividad en la evaluación ergonómica laboral. | Foto/ video, escáner 2D/3D, sensores de movimiento | REBA, RULA, OWAS, OCRA | >300 |
| [36] | Evalúa la viabilidad de identificar patrones de movimiento con diferentes niveles de riesgo ergonómico a base de sensores inerciales. | Sensores de movimiento | Clasificación de posturas incómodas vs neutras | 100-300 |

V. CONCLUSIONES

La contribución de redes neuronales para la prevención de trastornos musculoesqueléticos relacionados con el trabajo a través de la detección de posturas de riesgo representa una nueva alternativa inteligente, la cual representa una solución innovadora y efectiva ante los métodos convencionales. Al tener la capacidad de procesar imágenes, datos biomecánicos, sistemas de sensores de movimiento se incrementa la exactitud en las evaluaciones ergonómicas, reduciendo la intervención y el sesgo del humano.

Al analizar los distintos enfoques aplicados en los estudios basados en redes neuronales aplicados en evaluaciones ergonómicas, se ve una amplia diversidad en su aplicación donde se identifican diferencias notables en función del tipo de red y las herramientas tecnológicas que los respaldan.

El análisis de los estudios basado en redes neuronales aplicadas en el ámbito ergonómico, se identificaron países con altos niveles de desarrollo tecnológico, donde países como Estados Unidos, China, España y otros países lideran la cantidad de investigaciones que han sido publicadas en la implementación de herramientas inteligentes en entornos laborales ya sea simulados o reales. Esto indica que en zonas como América latina este tipo de estudios es limitada, lo que muestra la necesidad de impulsar las investigaciones científicas que impulsen la innovación tecnológica para fortalecer la

TABLE III. REDES NEURONALES PROFUNDAS

| Referencia | Propósito | Tecnología empleada | Metodología | Muestra |
|------------|--|------------------------|---|---------|
| [26] | Revisa avances en posturas corporales en 3D con imágenes simples para las evaluaciones ergonómicas | Sensores de movimiento | REBA | >300 |
| [27] | Propone y valida un método para estimar posturas corporales en 3D durante tareas de levantamiento | Foto/ video | RULA | >300 |
| [28] | Validar un modelo que es capaz de identificar a personas que padecen de dolor lumbar crónico. | Sensores de movimiento | Evaluación postural basada en datos de equilibrio | <100 |
| [29] | Desarrollar un método automatizado para la evaluación ergonómica en el área de odontología. | Foto/ video | REBA | <100 |

prevención de riesgos ergonómicos con nuevos enfoques inteligentes en contextos que aún tienen exploración.

REFERENCIAS

- [1] "Ergonomía | International Labour Organization". Consultado: el 10 de abril de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.ilo.org/es/ergonomia>
- [2] "Ergonomía para la prevención de trastornos musculoesqueléticos", 2023.
- [3] M. MassirisFernández, J. Á. Fernández, J. M. Bajo, y C. A. Delrieux, "Ergonomic risk assessment based on computer vision and machine learning", *Comput. Ind. Eng.*, vol. 149, p. 106816, nov. 2020, doi: 10.1016/j.cie.2020.106816.
- [4] "Injuries, Illnesses, and Fatalities Factsheets", Bureau of Labor Statistics. Consultado: el 11 de abril de 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.bls.gov/iif/factsheets/>
- [5] S. M. Cerqueira, A. F. D. Silva, y C. P. Santos, "Smart Vest for Real-Time Postural Biofeedback and Ergonomic Risk Assessment", *IEEE Access*, vol. 8, pp. 107583–107592, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3000673.
- [6] M. L. Nunes et al., "Posture Risk Assessment in an Automotive Assembly Line Using Inertial Sensors", *IEEE Access*, vol. 10, pp. 83221–83235, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3196473.
- [7] A. Humadi, M. Nazarahari, R. Ahmad, y H. Rouhani, "Instrumented Ergonomic Risk Assessment Using Wearable Inertial Measurement Units: Impact of Joint Angle Convention", *IEEE Access*, vol. 9, pp. 7293–7305, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3048645.
- [8] Y. Yang, H. Zhou, Y. Song, y P. Vink, "Identify dominant dimensions of 3D hand shapes using statistical shape model and deep neural network", *Appl. Ergon.*, vol. 96, p. 103462, oct. 2021, doi: 10.1016/j.apergo.2021.103462.
- [9] D. R. Martins, S. M. Cerqueira, y C. P. Santos, "Combining inertial-based ergonomic assessment with biofeedback for posture correction: A narrative review", *Comput. Ind. Eng.*, vol. 190, p. 110037, abr. 2024, doi: 10.1016/j.cie.2024.110037.
- [10] B. Yalcin Kavus, P. Gulum Tas, y A. Taskin, "A comparative neural networks and neuro-fuzzy based REBA methodology in ergonomic risk assessment: An application for service workers", *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 123, p. 106373, ago. 2023, doi: 10.1016/j.engappai.2023.106373.
- [11] T. Varrecchia, C. De Marchis, F. Draicchio, M. Schmid, S. Conforto, y A. Ranavolo, "Lifting Activity Assessment Using Kinematic Features and Neural Networks", *Appl. Sci.*, vol. 10, núm. 6, Art. núm. 6, ene. 2020, doi: 10.3390/app10061989.
- [12] E. Barkallah, J. Freulard, M. J.-D. Otis, S. Ngomo, J. C. Ayena, y C. Desrosiers, "Wearable Devices for Classification of Inadequate Posture at Work Using Neural Networks", *Sensors*, vol. 17, núm. 9, Art. núm. 9, sep. 2017, doi: 10.3390/s17092003.
- [13] Z. Ding, W. Li, J. Yang, P. Ogunbona, y L. Qin, "An attention-based CNN for automatic whole-body postural assessment", *Expert Syst. Appl.*, vol. 238, p. 122391, mar. 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2023.122391.
- [14] C. Fan, Q. Mei, y X. Li, "3D pose estimation dataset and deep learning-based ergonomic risk assessment in construction", *Autom. Constr.*, vol. 164, p. 105452, ago. 2024, doi: 10.1016/j.autcon.2024.105452.
- [15] A. M. Vukicevic, M. N. Petrovic, N. M. Knezevic, y K. M. Jovanovic, "Deep Learning-Based Recognition of Unsafe Acts in Manufacturing Industry", *IEEE Access*, vol. 11, pp. 103406–103418, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3318114.
- [16] T. Chatzis, D. Konstantinidis, y K. Dimitropoulos, "Automatic Ergonomic Risk Assessment Using a Variational Deep Network Architecture", *Sensors*, vol. 22, núm. 16, Art. núm. 16, ene. 2022, doi: 10.3390/s22166051.
- [17] W. Zhao et al., "A Multi-Scale and Multi-Stage Human Pose Recognition Method Based on Convolutional Neural Networks for Non-Wearable Ergonomic Evaluation", *Processes*, vol. 12, núm. 11, Art. núm. 11, nov. 2024, doi: 10.3390/pr12112419.
- [18] C. Young, A. Hamilton-Wright, M. L. Oliver, y K. D. Gordon, "Predicting Wrist Posture during Occupational Tasks Using Inertial Sensors and Convolutional Neural Networks", *Sensors*, vol. 23, núm. 2, Art. núm. 2, ene. 2023, doi: 10.3390/s23020942.
- [19] S. Jeong y J. Kook, "CREBAS: Computer-Based REBA Evaluation System for Wood Manufacturers Using MediaPipe", *Appl. Sci.*, vol. 13, núm. 2, Art. núm. 2, ene. 2023, doi: 10.3390/app13020938.
- [20] G. K. Nayak y E. Kim, "Development of a fully automated RULA assessment system based on computer vision", *Int. J. Ind. Ergon.*, vol. 86, p. 103218, nov. 2021, doi: 10.1016/j.ergon.2021.103218.
- [21] H. De Rosario, E. Medina, F. Pedrero, M. Sanchís-Almenara, A. Valls-Molist, y P. P. Miralles-Garcera, "(PDF) Ergonomic Assessment with a Convolutional Neural Network. A Case Study with OWAS", *ResearchGate*, 2021, doi: 10.1007/978-3-030-66937-9_8.
- [22] F. A. Panaite, M. Leba, y A. C. Ionica, "Assessing CNN Architectures for Estimating Correct Posture in Cruise Machinists", *Eng. vol. 5*, núm. 3, Art. núm. 3, sep. 2024, doi: 10.3390/eng5030094.
- [23] E. Piñero-Fuentes, S. Canas-Moreno, A. Rios-Navarro, M. Domínguez-Morales, J. L. Sevillano, y A. Linares-Barranco, "A Deep-Learning Based Posture Detection System for Preventing Telework-Related Musculoskeletal Disorders", *Sensors*, vol. 21, núm. 15, Art. núm. 15, ene. 2021, doi: 10.3390/s21155236.
- [24] Y.-C. Lee y C.-H. Lee, "SEE: A proactive strategy-centric and deep learning-based ergonomic risk assessment system for risky posture recognition", *Adv. Eng. Inform.*, vol. 53, p. 101717, ago. 2022, doi: 10.1016/j.aei.2022.101717.
- [25] A. Bataineh y A. Sufril, "Monocular 3D Human Pose Estimation for REBA Ergonomics: A Critical Review of Recent Advances", *Comput. Mater. Contin.*, vol. 84, núm. 1, pp. 93–124, 2025, doi: 10.32604/cmc.2025.064250.
- [26] Md. S. Hossain et al., "Ergonomic Risk Prediction for Awkward Postures From 3D Keypoints Using Deep Learning", *IEEE Access*, vol. 11, pp. 114497–114508, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3324659.
- [27] R. Mehrizi, X. Peng, X. Xu, S. Zhang, y K. Li, "A Deep Neural Network-based method for estimation of 3D lifting motions", *J. Biomech.*, vol. 84, pp. 87–93, feb. 2019, doi: 10.1016/j.jbiomech.2018.12.022.
- [28] B. Hu, C. Kim, X. Ning, y X. Xu, "Using a deep learning network to recognise low back pain in static standing", *Ergonomics*, vol. 61, núm. 10, pp. 1374–1381, oct. 2018, doi: 10.1080/00140139.2018.1481230.
- [29] B. A. Manohar, J. Devaraj, C. Maheswaran, y S. Pugalenth, "Performance Evaluation of Rapid Entire Body Assessment Using AI-Assisted Ergonomic Analysis in Dentistry", *Biomimetics*, vol. 10, núm. 4, Art. núm. 4, abr. 2025, doi: 10.3390/biomimetics10040239.
- [30] N. Luo et al., "Explainable machine learning framework to predict the risk of work-related neck and shoulder musculoskeletal disorders among healthcare professionals", *Front. Public Health*, vol. 12, p. 1414209, ago. 2024, doi: 10.3389/fpubh.2024.1414209.
- [31] V. C. H. Chan, G. B. Ross, A. L. Clouthier, S. L. Fischer, y R. B. Graham, "The role of machine learning in the primary prevention of work-related musculoskeletal disorders: A scoping review", *Appl. Ergon.*, vol. 98, p. 103574, ene. 2022, doi: 10.1016/j.apergo.2021.103574.
- [32] M. Menolotto, D.-S. Komaris, S. Tedesco, B. O'Flynn, y M. Walsh, "Motion Capture Technology in Industrial Applications: A Systematic Review", *Sensors*, vol. 20, núm. 19, Art. núm. 19, ene. 2020, doi: 10.3390/s20195687.
- [33] J. Zhao y E. Obonyo, "Applying incremental Deep Neural Networks-based posture recognition model for ergonomics risk assessment in construction", *Adv. Eng. Inform.*, vol. 50, p. 101374, oct. 2021, doi: 10.1016/j.aei.2021.101374.
- [34] J. Zhao y E. Obonyo, "Convolutional long short-term memory model for recognizing construction workers' postures from wearable inertial measurement units", *Adv. Eng. Inform.*, vol. 46, p. 101177, oct. 2020, doi: 10.1016/j.aei.2020.101177.
- [35] F. Rybníkář, I. Kačerová, P. Hořejší, y M. Šimon, "Ergonomics Evaluation Using Motion Capture Technology—Literature Review", *Appl. Sci.*, vol. 13, núm. 1, Art. núm. 1, ene. 2023, doi: 10.3390/app13010162.
- [36] E. Scalona et al., "Identification of movement phenotypes from occupational gesture kinematics: Advancing individual ergonomic exposure classification and personalized training", *Appl. Ergon.*, vol. 115, p. 104182, feb. 2024, doi: 10.1016/j.apergo.2023.104182.