

Uso de dispositivos portátiles con inteligencia artificial para el cuidado de personas mayores: Revisión sistemática exploratoria

Andrea Pastor Zorita, estudiante de doctorado. Universidad de Murcia, España.

<https://orcid.org/0009-0002-0798-4658>

Ramiro Manzano Nuñez, Doctor en Medicina. Instituto de Investigación del Hospital del Mar, Barcelona.

<https://orcid.org/0000-0001-7444-9634>

Enrique Pastor Seller, Profesor Doctor. Universidad de Murcia.

<https://orcid.org/0000-0001-8693-5138>

Marcos Alonso Bote, Profesor Doctor. Universidad de Murcia.

<https://orcid.org/0000-0002-9178-3105>

Autor correspondiente, Andrea Pastor Zorita. Escuela Internacional de Doctorado Universidad de Murcia. Campus Espinardo. 03100 Murcia, España. a.pastorzorita@um.es

Recibido el: 21 de octubre de 2023

Aceptado el: 01 de diciembre de 2023

CONTRIBUCIONES DE LOS AUTORES

Todos los autores colaboraron en este artículo.

Todos los autores han leído y aprobado la versión publicada del manuscrito.

PALABRAS CLAVE: Malla, personas de edad avanzada, inteligencia artificial, dispositivos portátiles

RESUMEN

Introducción: los dispositivos portátiles como los relojes inteligentes ya recogen y monitorizan nuestros datos sobre actividad física, tiempo de sueño e incluso signos vitales. Uno de los grupos donde esta monitorización puede ser más útil es en las personas de edad avanzada debido, en primer lugar, a su creciente peso en la población y, en segundo lugar, a su gran fragilidad y vulnerabilidad.

Objetivo: el objetivo de esta revisión es conocer el campo de aplicación en la literatura científica con relación al uso e impacto de dispositivos portátiles mediante la inteligencia artificial en el cuidado de personas de edad avanzada.

Métodos: se condujo una revisión sistemática exploratoria en PubMed, que incluía artículos en inglés publicados entre 2017 y 2023 que seguían las pautas del Joanna Briggs Institute (JBI) y la lista de control Prisma ScR. Se llevó a cabo una síntesis narrativa de los artículos incluidos.

Resultados: se encontró un total de 141 artículos que abordaban el tema de investigación, de los cuales 25 cumplían con los criterios de inclusión. Los países con mayor número de publicaciones son Estados Unidos (n=6), seguido por Corea y España (n=4 cada uno). El síndrome geriátrico más investigado fueron las caídas (72%). Ninguna de las publicaciones consideró las implicaciones éticas de usar estos dispositivos. Solo se elaboraron dos artículos por el personal de enfermería. 13 ensayos clínicos documentaron impactos positivos elevados, 10 estudios documentaron impactos positivos menores.

Conclusiones: la mayoría de los estudios demuestran la efectividad de esta tecnología para la supervisión y su utilidad en el cuidado de personas de edad avanzada. La prevención y detección de caídas son las áreas más investigadas; es necesario un análisis ético más extenso del impacto de estos dispositivos y una implicación de la enfermería en la investigación.

INTRODUCCIÓN

Los dispositivos portátiles como los relojes inteligentes o los sensores corporales se están centrando cada vez más en la monitorización de nuestros signos vitales, tiempo de sueño y el seguimiento de nuestra actividad para ofrecernos consejos sobre nuestra salud. Algunos de ellos son incluso capaces de medir los niveles de glucosa a través de un pequeño sensor aplicado en la parte posterior de la zona superior del brazo. Se prevé que este tipo de tecnologías se extienda alrededor del mundo durante los próximos años con medidas que sean cada vez más sofisticadas, variadas y precisas. Además de recoger datos, muchas de ellas analizan los datos mediante algún tipo de inteligencia artificial para dar alertas o recomendaciones que mejoran nuestra salud. Las personas de edad avanzada están menos acostumbradas a usar estos dispositivos, seguramente debido a razones culturales como la división digital entre personas jóvenes y mayores [22], aunque considerando su fragilidad y vulnerabilidad, estas tecnologías serían más útiles al brindarles asistencia sanitaria. Asimismo, la cambiante pirámide demográfica, que se está estrechando en la base mucho más que antes, predice una situación donde aumentarán las necesidades de asistencia sanitaria a las personas de edad avanzada y habrá una disminución de jóvenes que la proporcionen. De acuerdo con las Perspectivas de la Población Mundial de la ONU [33], la población mayor de 65 años está creciendo más rápidamente que la población más joven. Esta proporción está creciendo a una velocidad superior, lo que significa que se prevé que el porcentaje de la población global de 65 años y más aumente de 10% en 2022 a 16% en 2050. Se calcula que para 2050, el número de individuos de 65 años y más alrededor del mundo será el doble del número de niños menores de 5 años y casi igual al número de niños menores de 12 años. Estos cambios demográficos tendrán consecuencias económicas en la tasa de crecimiento.

Tamaño de la población anual y tasa de crecimiento anual: estimaciones, 1950-2022 y escenario medio con intervalos de predicción del 95 por ciento, 2022-2050.

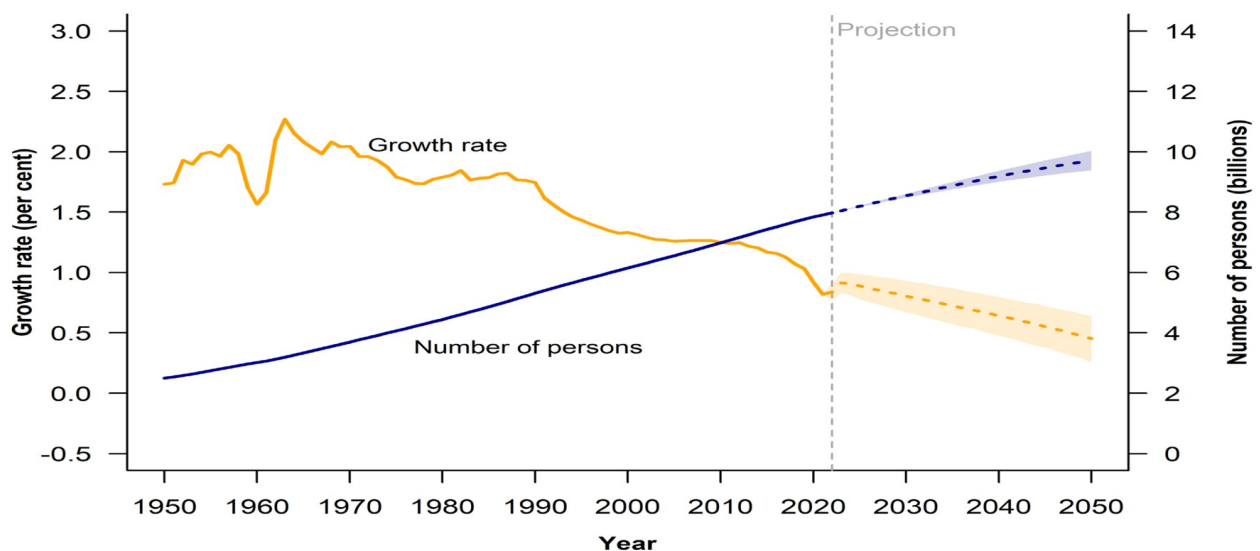


Figura 1: Perspectivas de la Población Mundial 2022, ONU. [33]

La combinación de estos dos factores; menos personas jóvenes que cuiden de las personas mayores, además de la disminución en recursos económicos disponibles para la sanidad y la asistencia social proponen un escenario en la que el uso de la tecnología puede garantizar los niveles mínimos de calidad en el cuidado de personas de edad avanzada pese a la escasez de recursos humanos y

económicos. Como Wei-Hsun y Wen-shin han destacado, «el desarrollo del sistema inteligente portátil de medición e integración de señales fisiológicas representa una solución prometedora para la industria sanitaria. Al integrar múltiples tecnologías de medición de signos fisiológicos en un solo dispositivo portátil y combinarlo con transmisión inalámbrica y servicios basados en la localización, este sistema ofrece una solución de monitorización completa y en tiempo real para pacientes y personas de edad avanzada.» [32] Con ese fin, se estima que para 2025, la IA podría crear ahorros potenciales en sanidad de 150 mil millones dólares [20].

Si nos encargamos del cuidado de las personas de edad avanzada, debemos analizar la participación de la enfermería en este campo de conocimiento. Se ha llevado a cabo un recuento del personal de enfermería involucrado en este estudio para saber el alcance del conocimiento en este tema. Mientras la era digital avanza, la profesión de enfermería -y en particular, el personal de gerontología-, deberían trabajar con la IA para determinar si puede ser un apoyo para la salud y bienestar de las personas mayores. (O'Connor, S. 2022) [24].

Para analizar investigaciones anteriores en este ámbito, se llevó a cabo una búsqueda preliminar de MEDLINE, la Base de Datos Cochrane de Revisiones Sistemáticas y el JBI Evidence Synthesis, en diciembre de 2023 y no se identificó ninguna revisión sistemática o revisión sistemática exploratoria actual o en curso sobre el mismo tema. Sin embargo, el 23 de enero, Bingxin Mal et al. publicaron «Artificial intelligence in elderly healthcare: A scoping review» [19], con solo dos leves menciones a los dispositivos portátiles, pero no como objetivo de estudio. También en febrero de 2024, durante la elaboración de esta revisión sistemática exploratoria, un protocolo de revisiones exploratorias sobre la «Wearable technology use in long-term care facilities» (Tecnología portátil utilizada en un centro de cuidados de larga duración) se publicó en JBI Evidence Synthesis. Pese a la semejanza de temas, debemos tener en cuenta que el último estudio no está terminado. Por otro lado, no trata el tema de la inteligencia artificial como el nuestro. Además, el alcance está limitado a personas de avanzada edad que viven en centros de asistencia prolongada, mientras que el alcance de nuestro estudio se amplía a todas las personas mayores, independientemente de dónde vivan. Es por esto por lo que entendemos que las diferencias entre ambos estudios y el nuestro son significativas. No obstante, hemos considerado las contribuciones interesantes que estos artículos presentaban para beneficiarnos de las sinergias que se pudieran generar por ese estudio.

El objetivo principal de esta revisión sistemática exploratoria era saber el alcance de la investigación sobre el uso de dispositivos portátiles conectados a la inteligencia artificial entre las personas de edad avanzada para ilustrar la literatura de temas cambiantes o emergentes y para identificar lagunas, lo que establecería el marco para futuras investigaciones y experimentaciones en este campo.

MÉTODOS

Criterio de admisibilidad y estrategia de búsqueda

Participantes: esta revisión incluye publicaciones que involucran a personas mayores de 65 años que emplearon dispositivos portátiles con IA para monitorización o mejora de la salud. Los artículos se centraban en personas de 65 años o más, pero incluían a algunos participantes más jóvenes debido a razones éticas, como el uso de personas jóvenes para verificar sistemas de detección de caídas.

Concepto: se incluyeron estudios e informes que contenían pruebas relacionadas con el uso de los dispositivos portátiles con IA (inteligencia artificial) para monitorizar signos de salud, detectar de forma temprana situaciones adversas y prevenir a través de una respuesta temprana. Las pruebas incluían i) monitorización de signos vitales para análisis, ii) detección temprana de situaciones adversas como

periodos extensos en el suelo, iii) prevención de situaciones adversas como los sistemas de detección de caídas y los análisis del andar para prevención de caídas.

Contexto: también se consideraron estudios publicados en inglés de todo tipo de ubicaciones geográficas, incluidos estudios internacionales dentro de varias coyunturas de atención geriátrica (ej.: centros de asistencia prolongada, residencias, hospitales, etc.) y entornos comunitarios.

Tipos de fuentes: esta revisión consideró tanto diseños de estudio experimentales como cuasi experimentales, incluidos ensayos controlados aleatorizados, ensayos no aleatorizados, estudios de antes y después y estudios de series temporales interrumpidas. Predominaron los ensayos clínicos. Los estudios analíticos de observación (cohorte prospectivas y retrospectivas, caso-control, estudios transversales) y estudios descriptivos de observación (series de caso, informes de caso individual) también se incluyeron.

Estrategia de búsqueda: la estrategia de búsqueda pretendía localizar tanto los estudios publicados como los no publicados. Se condujo una búsqueda inicial limitada en MEDLINE vía PubMed para identificar artículos sobre el tema. Se usaron las palabras clave en los títulos y resúmenes de artículos relevantes y términos del índice para desarrollar una estrategia de búsqueda completa. La búsqueda final se llevó a cabo solo en PubMed y se examinaron las listas de referencia de artículos incluidos en busca de estudios adicionales. Se incluyeron estudios publicados en inglés desde enero de 2017 hasta diciembre de 2023 para describir la tendencia de publicación. Solo se incluirán estudios publicados en inglés pese a que algunos de ellos también estaban publicados en otros idiomas.

Selección de fuentes de pruebas: tras la búsqueda, se recogieron todas las referencias identificadas. Se identificó un total de 141 referencias a través de PubMed, con 2 registros adicionales mediante otros métodos. No se encontraron duplicados. Se evaluaron los títulos y resúmenes de 141 registros, de los cuales se excluyeron 60. Se valoraron los cuerpos completos de 81 registros para su elegibilidad, de los cuales se excluyeron 56 al no centrarse en la población meta (n=81), no centrarse en la investigación sanitaria o un concepto ilegible (n=33) y ser un tipo de publicación incorrecta. Se incluyó un total de 25 estudios/informes para la extracción de datos. [2, 4-8, 10-18, 28-32, 34-38].

Dos o más revisores examinaron de forma independiente los títulos y resúmenes según los criterios de inclusión. Se recuperaron fuentes potencialmente relevantes del texto completo e importadas al JBI SUMARI. Dos o más revisores independientes evaluaron detalladamente el texto completo de las citas seleccionadas según los criterios de inclusión. Se registraron las razones de exclusión, incluidas en el índice. Se resolvieron los desacuerdos mediante debates o con revisores adicionales. Los resultados de la búsqueda y el proceso de inclusión de estudios se han añadido en la revisión sistemática exploratoria final y se han presentado en un organigrama de la extensión de la revisión sistemática exploratoria de *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-analyses* (PRISMA-ScR). [27]

Organigrama PRISMA 2020 para nuevas revisiones sistemáticas que solo incluía búsquedas de bases de datos y registros

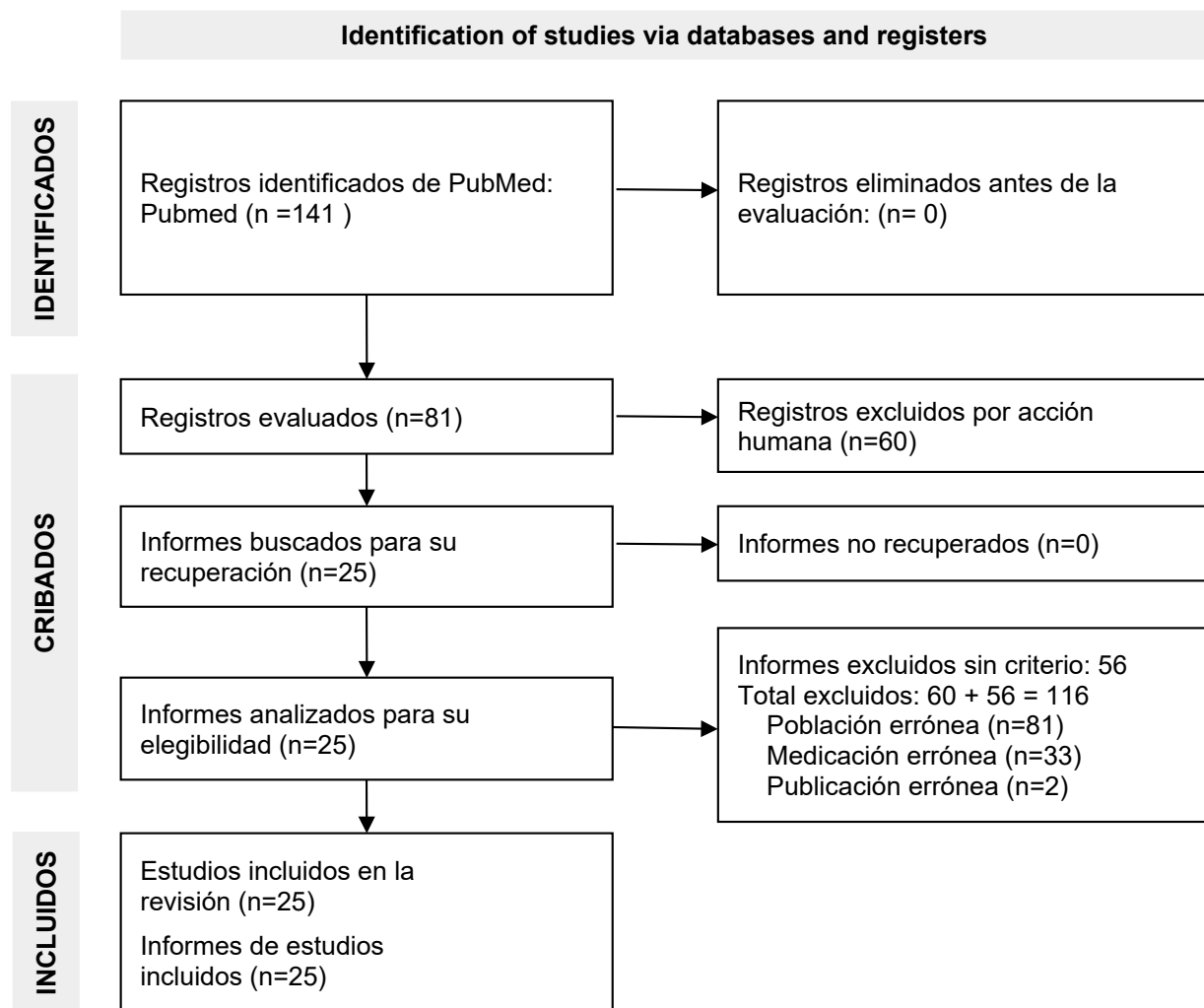


Figura 2: Diagrama de flujo de la búsqueda

De: Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ* 2021; 372.n71 doi: 10.1136/bmj.n71

For more information, visit: <http://www.prisma-statement.org/>

* Si es posible, considere la posibilidad de notificar el número de registros identificados en cada base de datos o registro consultado (en lugar del número total de todas las bases de datos/registros).

** Si se han empleado herramientas de automatización, indique cuántos registros fueron excluidos por acción humana y cuántos fueron excluidos por herramientas de automatización.

Selección y extracción de datos

Dos o más revisores independientes extrajeron los datos mediante una herramienta de extracción de datos desarrollada por los revisores. Los datos extraídos incluían detalles de población (ej.: número de participantes, género, datos de reclutamiento, edad media), aspectos de publicación relevantes (ej.: año, país, autores de enfermería), ubicación del dispositivo portátil, tipo de algoritmo de IA (inteligencia artificial) usado, síndromes geriátricos investigados y descubrimientos clave.

La tabla de Excel de extracción de datos está disponible para uso público en el repositorio Digitum de la Universidad de Murcia: <http://hdl.handle.net/10201/142384>. También se proporciona un borrador de formulario de extracción (véase Apéndice 1).

Análisis de datos y presentación de resultados:

Dos o más revisores independientes extrajeron los datos a partir de estudios incluidos en la revisión sistemática exploratoria usando una herramienta de extracción de datos desarrollada por los revisores. Los datos extraídos incluían detalles específicos sobre la población (ej.: número de participantes, género, datos de reclutamiento, edad media), algunos aspectos relevantes de publicaciones (ej.: año, país, autores de enfermería), la ubicación de los dispositivos portátiles, el tipo de algoritmo de IA usado, los síndromes geriátricos investigados y descubrimientos clave para la cuestión de revisión.

Se modificó y revisó la herramienta de extracción de datos según fuera necesario durante el proceso de extracción de datos de cada fuente incluida. Se resolverá cualquier desacuerdo que se dé entre los revisores mediante debate o con revisores adicionales. En caso de ser apropiado, se podrá contactar con los autores de los estudios para pedir información adicional o que falte donde sea necesario.

Se presentaron importantes hallazgos usando el análisis de contenido cualitativo descriptivo, organizado con base en las cuestiones de revisión. Los hallazgos más importantes se clasificaron y se comunicaron en i) Síndromes geriátricos investigados, ii) Tipo de IA usada, iii) Efectividad de dispositivo portátil (sensibilidad, especificidad o precisión superior al 90%).

Cuestiones de investigación

Las cuestiones de investigación que guían esta revisión son:

1. ¿Qué se ha descrito sobre el uso de dispositivos portátiles con IA para los cuidados de salud en personas de edad avanzada?
2. Más específicamente:
¿Qué sensores o dispositivos con IA se han propuesto para mejorar la salud geriátrica?

RESULTADOS

Países de publicación:

Como podemos observar en la figura 3, los países con mayor número de publicaciones son Estados Unidos (n=6), seguido por Corea y España (n=4 cada uno). Tras ellos se encuentra China, con 3, Taiwán, con 2, y otros países con solo una publicación. Con respecto al eje norte/sur, todos los artículos se han publicado en el hemisferio norte, mientras que en relación con el eje este/oeste, la distribución está más equilibrada.

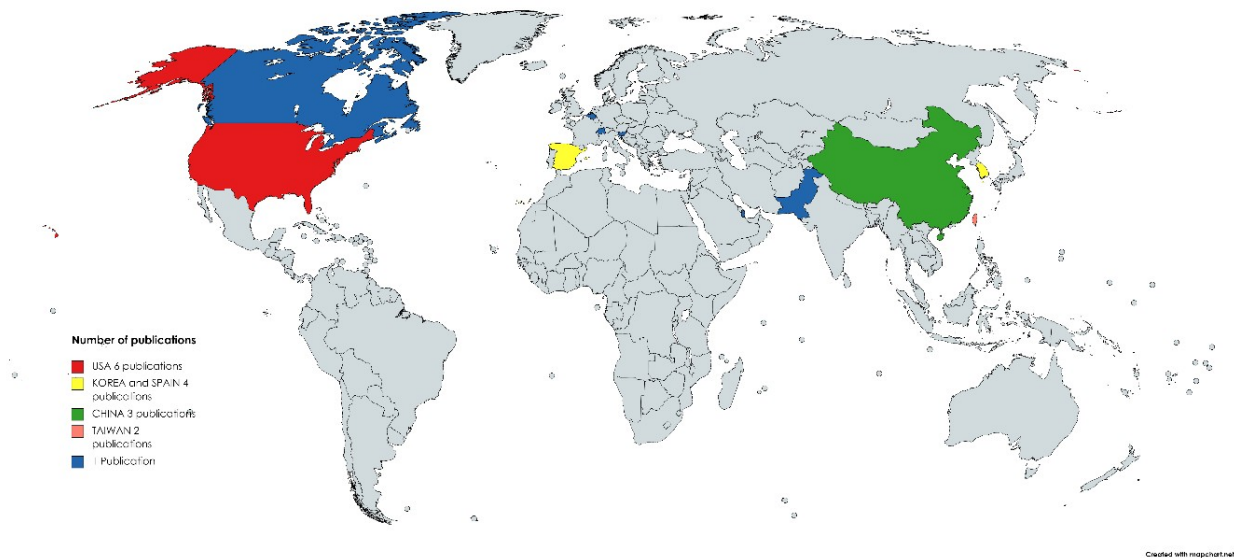


Figura 3: Países de publicación

Años de publicación:

El número de publicaciones está creciendo, con un pico en 2021 y 2022. El descenso en 2023 puede deberse al hecho de que las publicaciones tardías en 2023 estaban fuera del alcance de la revisión. Debemos prestar atención a las futuras revisiones para confirmar este cambio.

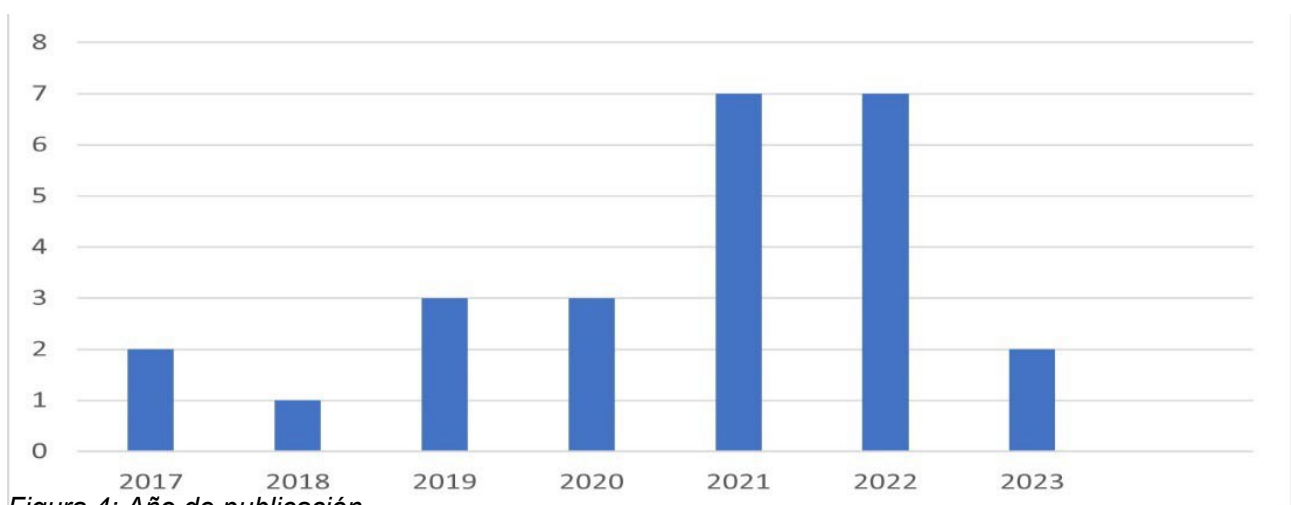


Figura 4: Año de publicación

Síndromes geriátricos estudiados:

Las caídas fueron el síndrome más investigado (72%), seguidas del deterioro cognitivo (16%) y otros síndromes (12%). Podemos encontrar la razón de que las caídas tengan más peso en relación con otros síndromes geriátricos en el impacto económico, social y de bienestar en las personas de edad avanzada. Las caídas son una de las causas principales de lesión y muertes por lesión entre la población mayor. Aproximadamente el 30% de los adultos mayores de 65 años sufre una caída cada año, de los cuales es probable que el 50% sufra más de una caída. Las consecuencias de las caídas son devastadoras y resultan en lesiones, niveles de actividad reducidos, disminución en la calidad de vida, mayor miedo a caerse y, en última instancia, la muerte. En 2014, se trataron 2,8 millones de lesiones por caídas no mortales en departamentos de emergencia y aproximadamente 800.000 de estos pacientes fueron posteriormente hospitalizados en los Estados Unidos. Los costes de asistencia por lesiones, por caída y defunciones en 2015 fueron de aproximadamente 50 mil millones de dólares al año solo en Estados Unidos [16].

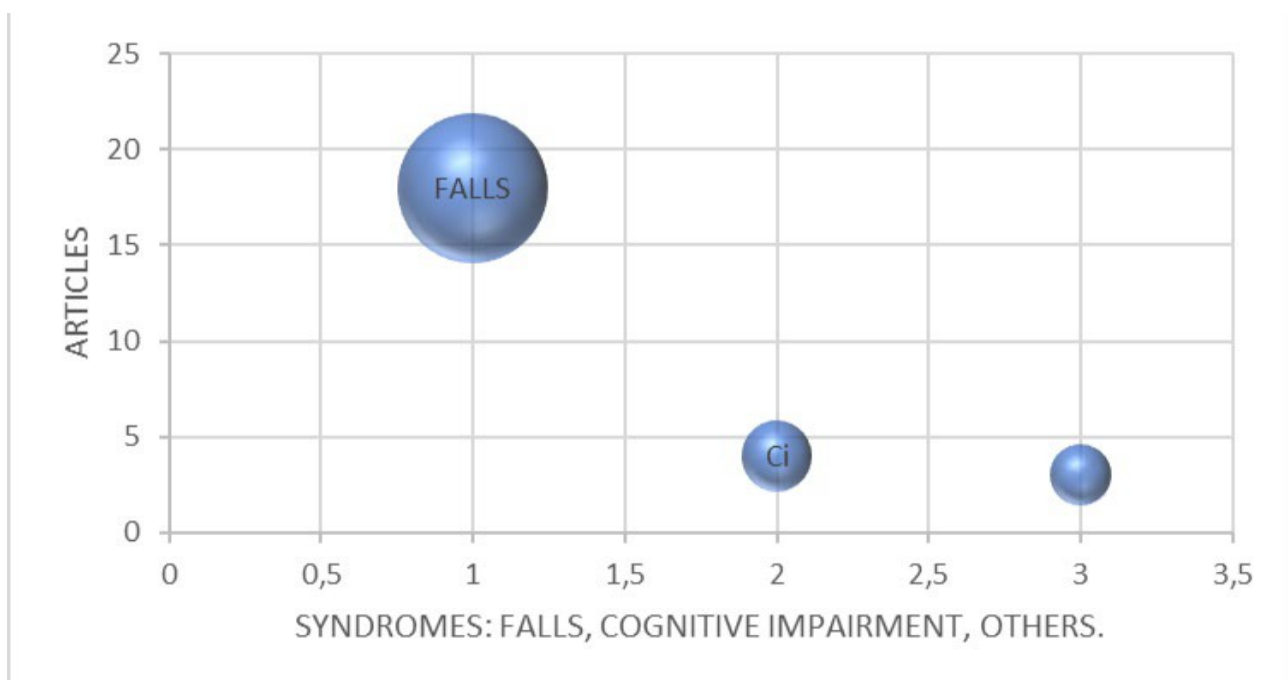


Figura 5: Síndromes investigados.

Hemos establecido la hipótesis de que la creciente investigación en sistemas de detección de caídas para robots podría generar sinergias entre ambos campos de conocimiento y los hallazgos en robótica podrían aplicarse a las personas de edad avanzada. Sin embargo, esta declaración es solo una hipótesis que debería confirmarse en futuras investigaciones.

Este predominio de la investigación en caídas hace emerger una gran laguna en la investigación en otros síndromes geriátricos cuyas consecuencias son similares, como la incontinencia, el deterioro cognitivo o la depresión.

Algoritmos utilizados:

Se usó una variedad de algoritmos en la experimentación, probablemente debido a la competición entre compañías para desarrollar la tecnología más precisa. Los algoritmos específicos más utilizados fueron las redes neuronales recurrentes y las variantes de memoria de corto plazo, seguidas de las redes neuronales convolucionales, sin embargo, el conjunto de «otros» es el predominante.

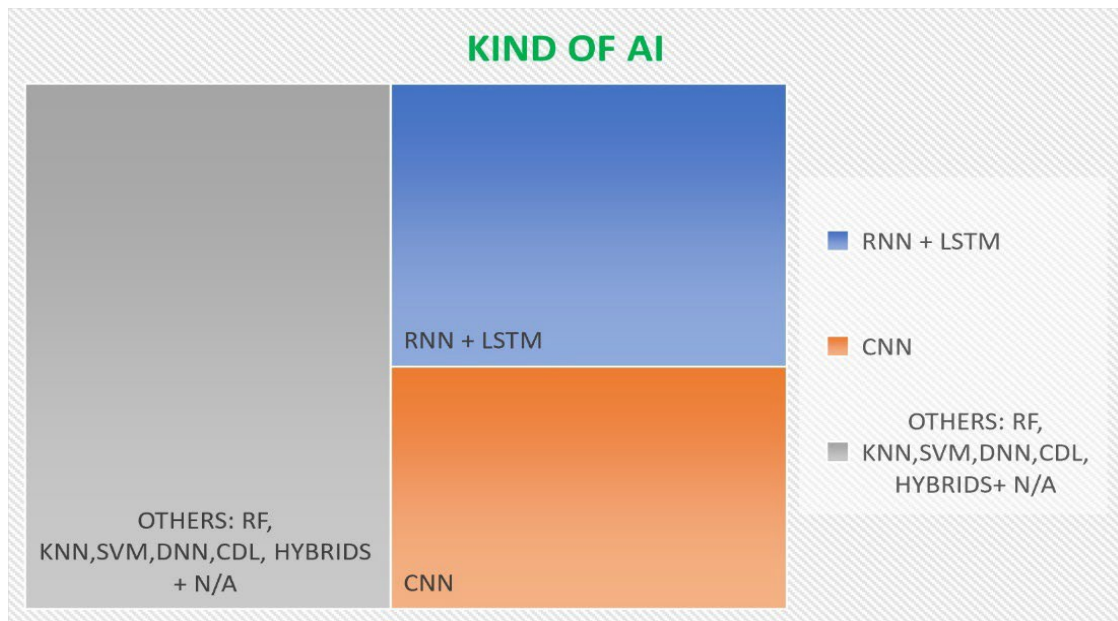


Figura 6: Tipo de algoritmo de IA usado

Eficacia del dispositivo:

Buscamos en los resultados qué hallazgos en cuanto a exactitud y precisión de los dispositivos se obtuvieron para medir su utilidad. Como podemos observar, la efectividad de estas tecnologías es muy alta considerando que hay muchos estudios que obtuvieron una efectividad de entre 50% y 80% en el grupo de impacto bajo. No obstante, una precisión superior al 90% es deseable al afrontar problemas que pueden afectar a la salud de las personas de edad avanzada.

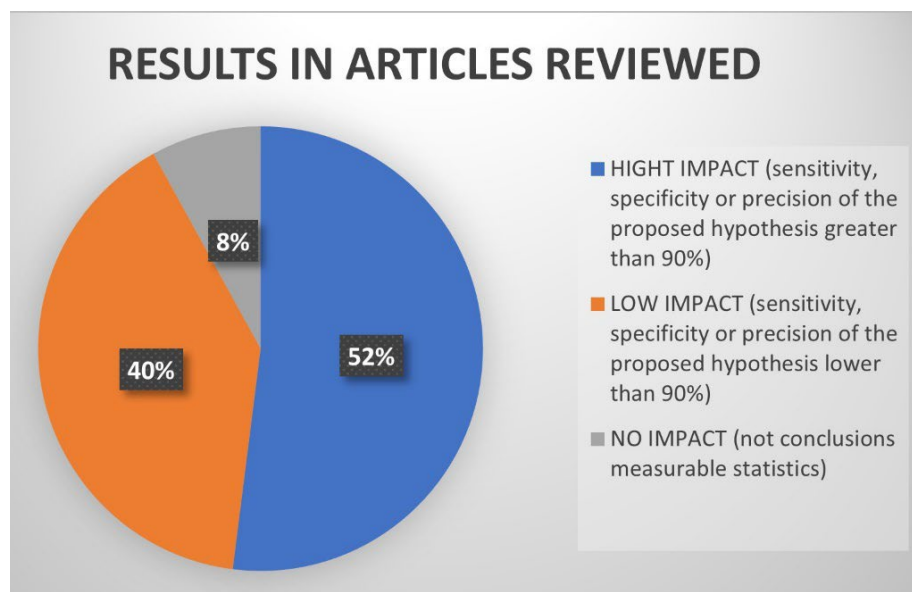


Figura 7: Impacto de los dispositivos.

Participación de personal de enfermería y sus implicaciones:

Solo 2 de los 25 artículos incluían personal de enfermería entre sus autores, lo que indica una presencia minoritaria en este campo de investigación pese a que estas tecnologías pueden aliviar al personal de tareas administrativas, de monitorización y de registro. Esto permitiría mayor concentración de sus esfuerzos en el núcleo del cuidado profesional. Un paso necesario hacia los beneficios más amplios de las tecnologías basadas en IA para la enfermería es la identificación de los dominios en los que presentan un valor agregado real para esta profesión, y la participación en la investigación de enfermería puede ayudar a alcanzar este objetivo.

Análisis ético:

Ninguno de los artículos seleccionados analizaba el impacto ético de estos dispositivos en las vidas de las personas mayores, un aspecto crucial dadas las preocupaciones en cuanto a la privacidad y la gestión de datos.

DISCUSIÓN

El importante papel de la IA en el cuidado a las personas de edad avanzada es cada vez más evidente. Los avances tecnológicos en el cuidado doméstico e institucional proporcionan sistemas de monitorización remota, lo que mejora la eficiencia y la precisión de los cuidados. Los sensores portátiles, las cámaras inteligentes y los asistentes virtuales se están integrando en los hogares y espacios sanitarios para crear un entorno más seguro y adaptable capaz de detectar situaciones de riesgo como caídas o cambios súbitos de comportamiento.

El impacto ético de esta tecnología en personas mayores es un área crítica de debate. Dada su vulnerabilidad, existe un riesgo al priorizar la efectividad del algoritmo en detrimento de la privacidad y la dignidad. Esta revisión señaló la necesidad de consideraciones éticas, puesto que ninguno de los estudios revisados trataba este tema de forma completa. Las preocupaciones sobre autonomía crecen cuando las personas mayores dependen en gran medida de los sistemas de IA, algo que genera dudas sobre la toma de decisiones y la pérdida potencial de conexión humana. Es crucial el desarrollo de pautas y regulaciones para asegurar un uso de la tecnología responsable y ético.

El énfasis de la investigación en la detección de caídas señala una laguna sustancial al estudiar otros síndromes geriátricos significativos como la incontinencia, el deterioro cognitivo y la depresión. Es necesario un enfoque holístico que trate varios aspectos de la salud.

Es notoria la escasez de investigación interdisciplinaria, en especial en lo que concierne a profesionales de enfermería. Solo dos de los artículos revisados incluyen personal de enfermería como autores, lo que subraya la necesidad de una perspectiva centrada en la asistencia al desarrollar e implementar tecnologías portátiles con IA.

En definitiva, aunque los dispositivos portátiles con IA integrada demuestran gran potencial para la mejora en asistencia geriátrica, es imperativo abordar las lagunas de investigación en otros síndromes geriátricos, las implicaciones éticas y la participación interdisciplinaria para maximizar los beneficios y minimizar los riesgos.

CONCLUSIONES

Esta revisión exploratoria reveló que los dispositivos portátiles con IA son una tecnología prometedora para las personas de edad avanzada. Los estudios revisados muestran una efectividad notoria en la monitorización de la salud y la detección de síndromes geriátricos, particularmente las caídas, que dominan la investigación con un 72% de publicaciones. Pese a la alta precisión, la investigación de otros síndromes significativos como el deterioro cognitivo, la depresión y la incontinencia es limitada.

Los ensayos clínicos son predominantes en la esfera de la investigación y muestran impactos positivos destacables en muchos casos. No obstante, las publicaciones interdisciplinarias, sobre todo aquellas que incluyen a profesionales de la enfermería, son escasas. Esto enfatiza la necesidad de una perspectiva de asistencia personal. Asimismo, ninguna de las publicaciones revisadas aborda las implicaciones éticas de usar estos dispositivos, lo que indica un área de mejora significativa en las investigaciones venideras.

En conclusión, pese a que la tecnología portátil con IA muestra gran potencial para la mejora de los cuidados a las personas de edad avanzada, tratar las lagunas de investigación en otros síndromes geriátricos, considerar las implicaciones éticas y acrecentar la participación interdisciplinaria son cruciales para maximizar los beneficios y minimizar los riesgos de su implementación.

Agradecimientos

Agradecemos a la Escuela Internacional de Doctorado de la Universidad de Murcia (EIDUM) los recursos tecnológicos facilitados. Esta revisión forma parte del Programa de Doctorado en Envejecimiento y Fragilidad de la Universidad de Murcia, realizado por el primer autor, Andrea Pastor Zorita.

Financiación

No se recibió financiación para este trabajo.

Conflictos de interés

No hay conflictos de interés en este proyecto.

BIBLIOGRAFÍA

1. Aromataris E, Munn Z (Editores). JBI Manual for Evidence Synthesis. JBI, 2020. Disponible en <https://synthesismanual.jbi.global> <https://doi.org/10.46658/JBIMES-20-01>
2. Arshad, M. Z., Jamsrandorj, A., Kim, J., y Mun, K. R. (2022). Gait Events Prediction Using Hybrid CNN-RNN-Based Deep Learning Models through a Single Waist-Worn Wearable Sensor. *Sensors*, 22(21). <https://doi.org/10.3390/s22218226>
3. Bassi E, Santomauro I, Basso I, Busca E, Maoret R, Dal Molin A. Wearable technology use in long-term care facilities for older adults: a scoping review protocol. *JBI Evid Synth*. 2024 Feb 1;22(2):325-334. doi: 10.11124/JBIES-23-00079. PMID: 37747430. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37747430/>
4. Buisseret, F., Catinus, L., Grenard, R., Jojczyk, L., Fievez, D., Barvaux, V., y Dierick, F. (2020). Timed up and go and six-minute walking tests with wearable inertial sensor: One step further for the prediction of the risk of fall in elderly nursing home people. *Sensors (Switzerland)*, 20(11), 1–15. <https://doi.org/10.3390/s20113207>
5. Garcia-Moreno, F. M., Bermudez-Edo, M., Rodríguez-García, E., Pérez-Mármol, J. M., Garrido, J. L., y Rodríguez-Fórtiz, M. J. (2022). A machine learning approach for semi-automatic assessment of IADL dependence in older adults with wearable sensors. *International Journal of Medical Informatics*, 157. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2021.104625>
6. Greenwood-Hickman, M. A., Nakandala, S., Jankowska, M. M., Rosenberg, D. E., Tuz-Zahra, F., Bellettiere, J., Carlson, J., Hibbing, P. R., Zou, J., Lacroix, A. Z., Kumar, A., y Natarajan, L. (2021). The CNN Hip Accelerometer Posture (CHAP) Method for Classifying Sitting Patterns from Hip Accelerometers: A Validation Study. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 53(11), 2445–2454. <https://doi.org/10.1249/MSS.0000000000002705>
7. Howcroft, J., Kofman, J., y Lemaire, E. D. (2017). Prospective Fall-Risk Prediction Models for Older Adults Based on Wearable Sensors. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(10), 1812–1820. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2017.2687100>
8. Hu, B., Dixon, P. C., Jacobs, J. v., Dennerlein, J. T., y Schiffman, J. M. (2018). Machine learning algorithms based on signals from a single wearable inertial sensor can detect surface- and age-related differences in walking. *Journal of Biomechanics*, 71, 37–42. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2018.01.005>
9. JBI SUMMARY. <https://sumari.jbi.global/>
10. Jung, H., Koo, B., Kim, J., Kim, T., Nam, Y., y Kim, Y. (2020). Enhanced algorithm for the detection of preimpact fall for wearable airbags. *Sensors (Switzerland)*, 20(5). <https://doi.org/10.3390/s20051277>
11. Kim, H., Lee, S. H., Lee, S. E., Hong, S., Kang, H. J., y Kim, N. (2019). Depression prediction by using ecological momentary assessment, actiwatch data, and machine learning: Observational study on older adults living alone. *JMIR MHealth and UHealth*, 7(10). <https://doi.org/10.2196/14149>
12. Kiprijanovska, I., Gjoreski, H., y Gams, M. (2020). Detection of gait abnormalities for fall risk assessment using wrist-worn inertial sensors and deep learning. *Sensors (Suiza)*, 20(18), 1–21. <https://doi.org/10.3390/s20185373>

13. Lee, Y., Pokharel, S., Muslim, A. al, KC, D. B., Lee, K. H., y Yeo, W. H. (2023). Experimental Study: Deep Learning-Based Fall Monitoring among Older Adults with Skin-Wearable Electronics. *Sensors*, 23(8). <https://doi.org/10.3390/s23083983>
14. Lee, J.;; Jung, D. ;, Choi, H. ;, Mun, A. ;, Machine, J. H., Moon, J., Lee, D., Jung, H., Choi, A., y Hwan Mun, J. (2022). Gravity during Gait in Healthy Males. *Sensors*, 2022, 3499. <https://doi.org/10.3390/s22>
15. Liu, K. C., & Chan, C. T. (2017). Significant change spotting for periodic human motion segmentation of cleaning tasks using wearable sensors. *Sensors (Suiza)*, 17(1). <https://doi.org/10.3390/s17010187>
16. Lockhart, T. E., Soangra, R., Yoon, H., Wu, T., Frames, C. W., Weaver, R., y Roberto, K. A. (2021). Prediction of fall risk among community-dwelling older adults using a wearable system. *Scientific Reports*, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-00458-5>
17. Luna-Perejón, F., Muñoz-Saavedra, L., Civit-Masot, J., Civit, A., y Domínguez-Morales, M. (2021). Anfall—falls, falling risks and daily-life activities dataset with an ankle-placed accelerometer and training using recurrent neural networks. *Sensors*, 21(5), 1–21. <https://doi.org/10.3390/s21051889>
18. Luna-Perejón, F., Domínguez-Morales, M. J., y Civit-Balcells, A. (2019). Wearable fall detector using recurrent neural networks. *Sensors (Suiza)*, 19(22). <https://doi.org/10.3390/s19224885>
19. Ma B, Yang J, Wong FKY, Wong AKC, Ma T, Meng J, Zhao Y, Wang Y, Lu Q. Artificial intelligence in elderly healthcare: A scoping review. *Ageing Res Rev.* Enero 23; 83:101808. doi: 10.1016/j.arr.2022.101808. Epub 2022 Nov 23. PMID: 36427766. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36427766/>
20. McGrow, Kathleen DNP, MS, RN, PMP. Artificial intelligence: Essentials for nursing. *Nursing* 49(9): p 46-49, September 2019. | <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31365455/> DOI: 10.1097/01.NURSE.0000577716.57052.8d
21. Min J, Sempionatto JR, Teymourian H, Wang J, Gao W. Wearable electrochemical biosensors in North America. *Biosens Bioelectron.* 2021 Enero 15 ;172:112750. doi: 10.1016/j.bios.2020.112750. Epub 2020 Oct 26. PMID : 33129072. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33129072/>
22. MubarakF, SuomiR.(2022)ElderlyForgotten? DigitalExclusionintheInformationAgeandtheRisingGreyDigitalDivide.*Inquiry.*2022JanDec;59:469 580221096272.doi:10.1177/00469580221096272.PMID:35471138;PMCID:PMC9052810. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35471138/>
23. Ma B, Yang J, Wong FKY, Wong AKC, Ma T, Meng J, Zhao Y, Wang Y, Lu Q. Artificial intelligence in elderly healthcare: A scoping review. *Ageing Res Rev.* 2023 Jan; 83:101808. doi: 10.1016/j.arr.2022.101808. Epub 2022 Nov. 23. PMID: 36427766. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36427766/>
24. O'Connor S. Artificial Intelligence for Older Adult Health: Opportunities for Advancing Gerontological Nursing Practice. *J Gerontol Nurs.* 2022 Dic;48(12):3-5. doi: 10.3928/00989134-20221107-01. Epub 2022 Dic. 1. PMID: 36441063. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36441063/>
25. Padhan S, Mohapatra A, Ramasamy SK, Agrawal S. Artificial Intelligence (AI) and Robotics in Elderly Healthcare: Enabling Independence and Quality of Life. *Cureus.* 2023 Agosto

- 3;15(8):e42905. doi: 10.7759/cureus.42905. PMID: 37664381; PMCID: PMC10474924.
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37664381/>
26. Peters MDJ, Godfrey CM, Khalil H, McInerney P, Parker D, Soares CB. Guidance for conducting systematic scoping reviews. *Int J Evid Based Healthc* 2015;13(3):141–6.
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26134548/>
27. Prisma ScR statement. (2020) <https://www.prisma-statement.org/prisma-2020-flow-diagram>
28. Sabry, F., Eltaras, T., Labda, W., Hamza, F., Alzoubi, K., y Malluhi, Q. (2022). Towards On-Device Dehydration Monitoring Using Machine Learning from Wearable Device's Data. *Sensors*, 22(5). <https://doi.org/10.3390/s22051887>
29. Santoyo-Ramón, J. A., Casilari-Pérez, E., y Cano-García, J. M. (2021). A study on the impact of the users' characteristics on the performance of wearable fall detection systems. *Scientific Reports*, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-02537-z>
30. Thralls, K. J., Godbole, S., Manini, T. M., Johnson, E., Natarajan, L., y Kerr, J. (2019). A comparison of accelerometry analysis methods for physical activity in older adult women and associations with health outcomes over time. *Journal of Sports Sciences*, 37(20), 2309–2317.
<https://doi.org/10.1080/02640414.2019.1631080>
31. Waheed, M., Afzal, H., y Mehmood, K. (2021). Nt-fds—a noise tolerant fall detection system using deep learning on wearable devices. *Sensors*, 21(6), 1–26.
<https://doi.org/10.3390/s21062006>
32. Wang, W. H., y Hsu, W. S. (2023). Integrating Artificial Intelligence and Wearable IoT System in Long-Term Care Environments. *Sensors*, 23(13). <https://doi.org/10.3390/s23135913>
33. 33. World Population prospects 2022. UN
https://www.un.org/development/desa/pd/sites/www.un.org.development.desa.pd/files/wpp2022_summary_of_results.pdf
34. Wu, S., Ou, J., Shu, L., Hu, G., Song, Z., Xu, X., y Chen, Z. (2022). MhNet: Multi-scale spatio-temporal hierarchical network for real-time wearable fall risk assessment of the elderly. *Computers in Biology and Medicine*, 144. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.105355>
35. Zhang, J., Li, J., y Wang, W. (2021). A class-imbalanced deep learning fall detection algorithm using wearable sensors. *Sensors*, 21(19). <https://doi.org/10.3390/s21196511>
36. Zhang, Y., Wang, X., Han, P., Verschueren, S., Chen, W., y Vanrumste, B. (2022). Can Wearable Devices and Machine Learning Techniques Be Used for Recognizing and Segmenting Modified Physical Performance Test Items? *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 30, 1776–1785. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2022.3186616>
37. Zhao, T., Chen, H., Bai, Y., Zhao, Y., y Zhao, S. (2022). A Hierarchical Ensemble Deep Learning Activity Recognition Approach with Wearable Sensors Based on Focal Loss. *International Journal of Environmental Research and Public Health*,
<https://doi.org/10.3390/ijerph191811706>
38. Zurbuchen, N., Wilde, A., y Bruegger, P. (2021). A machine learning multi-class approach for fall detection systems based on wearable sensors with a study on sampling rates selection. *Sensors (Suiza)*, 21(3), 1–23. <https://doi.org/10.3390/s21030938>

APPENDICES

Appendix I: Search strategy

MESH TERMS ASSESSES FOR SEARCH

Wearable Electronic Devices

Electronic implements worn on the body as an implant or as an accessory. Examples include wearable diagnostic devices, wearable ACTIVITY TRACKERS, wearable INFUSION PUMPS, wearable computing devices, SENSORY AIDS, and electronic pest repellents.

Year introduced: 2018

Entry Terms:

Device, Wearable Electronic
Electronic Device, Wearable
Wearable Electronic Device
Wearable Technology
Technology, Wearable
Wearable Technologies
Wearable Devices
Device, Wearable
Wearable Device
Electronic Skin
Skin, Electronic

Monitoring, Ambulatory

The use of electronic equipment to observe or record physiologic processes while the patient undergoes normal daily activities.

Year introduced: 1995

Biosensing Techniques

Any of a variety of procedures which use biomolecular probes to measure the presence or concentration of biological molecules, biological structures, microorganisms, etc., by translating a biochemical interaction at the probe surface into a quantifiable physical signal.

Year introduced: 1999(1989)

Artificial Intelligence

Theory and development of computer systems which perform tasks that normally require human intelligence. Such tasks may include speech recognition, learning; visual perception; mathematical computing; reasoning, problem solving, decision-making, and translation of language.

Year introduced: 1986

Aged

A person 65 years of age or older. For a person older than 79 years, AGED, 80 AND OVER is available.

Year introduced: 1966

Health Services for the Aged

Services for the diagnosis and treatment of diseases in the aged and the maintenance of health in the elderly.

Year introduced: 1980

SEARCH STRATEGY

- ((wearable devices) OR (monitoring ambulatory)) OR (Biosensing Techniques)) AND (AI) OR (artificial intelligence)) AND (aged) OR (elderly)) OR (elder)
6,076,988 results
- (((((((wearable devices[tiab]) OR (monitoring,ambulatory[tiab])) OR (biosensing techniques[tiab])) AND (AI[tiab])) OR (artificial intelligence[tiab])) AND (aged[tiab])) OR (elderly[tiab])) OR (elder[tiab]))
308,786 results
- "Wearable Electronic Devices"[Mesh]
19,396 results
- MESH: Elderly monitoring
No Results.
- MESH: Aged monitoring
No results.
- ("Monitoring, Ambulatory"[Mesh]) AND "Aged"[Mesh]
10645 results
- (Monitoring, Ambulatory[Title/Abstract]) AND (aged[Title/Abstract])
22 results
- "wearable electronic devices"[tiab]
751 results
- (("Wearable Electronic Devices"[Mesh]) AND "Artificial Intelligence"[Mesh]) AND "Aged"[Mesh]
131 results
- "wearable devices"[Title/Abstract] AND "artificial intelligence"[Title/Abstract] AND "elderly"[Title/Abstract]
6 Results.
- ((wearable electronic devices[tiab]) AND (artificial intelligence[tiab])) AND (aged[tiab])
1 result: "Development of an Internet of Things Technology Platform (the NEX System) to Support Older Adults to Live Independently: Protocol for a Development and Usability Study"

ULTIMATE SEARCH

- ("Wearable Electronic Devices"[MeSH Terms] AND "Artificial Intelligence"[MeSH Terms]) AND ("Aged"[MeSH Terms] OR "elderly"[Title/Abstract] OR "older adult"[Title/Abstract])
141 results

In view of the searches carried out, we believe that the one that best suits our needs is the one underlined in gray with 141 results, due to its specificity and because it has a manageable size for a more exhaustive review of the 141 publications. The search closing date was December 17, 2023.

The first conclusion that emerges from the various searches is that it is a developing field of knowledge with a low level of study in which there will be many gaps.

ARTICLES REMOVED AND REASON

- ANDREAwrong populationEvaluation of a sensor algorithm for motor state rating in Parkinson's disease. Johansson D; Thomas I; Ericsson A; Johansson A; Medvedev A; Memedi M; Nyholm D; Ohlsson F; Senek M; Spira J; Westin J; Bergquist F
2020-01-01
- ANDREAwrong populationAssessment of Motor Impairments in Early Untreated Parkinson's Disease Patients: The Wearable Electronics Impact. Ricci M; Di Lazzaro G; Pisani A; Mercuri NB; Giannini F; Saggio G
2019-06-01
- ANDREAwrong populationUpper limb motor pre-clinical assessment in Parkinson's disease using machine learning. Cavallo F; Moschetti A; Esposito D; Maremmani C; Rovini E
2019-07-01
- ANDREAwrong populationDeep learning for cardiovascular medicine: a practical primer. Krittanawong C; Johnson KW; Rosenson RS; Wang Z; Aydar M; Baber U; Min JK; Tang WHW; Halperin JL; Narayan SM
2019-02-26
- ANDREAwrong populationDifferentiation of Patients with Balance Insufficiency (Vestibular Hypofunction) versus Normal Subjects Using a Low-Cost Small Wireless Wearable Gait Sensor. Nguyen TQ; Young JH; Rodriguez A; Zupancic S; Lie DYC
2019-11-01
- ANDREAwrong populationA Multi-Layer Gaussian Process for Motor Symptom Estimation in People With Parkinson's Disease. Lang M; Pfister FMJ; Frohner J; Abedinpour K; Pichler D; Fietzek U; Um TT; Kulic D; Endo S; Hirche S
2019-11-01
- ANDREAwrong populationRehab-Net: Deep Learning Framework for Arm Movement Classification Using Wearable Sensors for Stroke Rehabilitation. Panwar M; Biswas D; Bajaj H; Jobges M; Turk R; Maharatna K; Acharyya A
2019-02-20
- ANDREAwrong drugRecognizing Physical Activity of Older People from Wearable Sensors and Inconsistent Data. Papagiannaki A; Zacharaki EI; Kalouris G; Kalogiannis S; Deltouzos K; Ellul J; Megalooikonomou V
2020-01-01

- ANDREAwrong population Motion Sensor-Based Assessment of Parkinson's Disease Motor Symptoms During Leg Agility Tests: Results From Levodopa Challenge. Aghanavesi S; Bergquist F; Nyholm D; Senek M; Memedi M
2018-12-20
- ANDREAwrong population Cochlear Implantation in Postlingually Deaf Adults is Time-sensitive Towards Positive Outcome: Prediction using Advanced Machine Learning Techniques. Kim H; Kang WS; Park HJ; Lee JY; Park JW; Kim Y; Seo JW; Kwak MY; Kang BC; Yang CJ; Duffy BA; Cho YS; Lee SY; Suh MW; Moon IJ; Ahn JH; Cho YS; Oh SH; Chung JW
2018-07-01
- ANDREAwrong population Personalized Human Activity Recognition using Wearables: A Manifold Learning-based Knowledge Transfer. Saeedi R; Sasani K; Norgaard S; Gebremedhin AH
2018-07-01
- ANDREAwrong population Deep Learning for Medication Assessment of Individuals with Parkinson's Disease Using Wearable Sensors. Hssayeni MD; Adams JL; Ghoraani B
2018-09-01
- ANDREAwrong population A deep learning based segregation algorithm to increase speech intelligibility for hearing-impaired listeners in reverberant-noisy conditions. Zhao Y; Wang D; Johnson EM; Healy EW
2018-01-01
- ANDREAwrong population A lightweight piecewise linear synthesis method for standard 12-lead ECG signals based on adaptive region segmentation. Zhu H; Pan Y; Cheng KT; Huan R
2018-11-01
- ANDREAwrong population Novel Bluetooth-Enabled Tubeless Insulin Pump: A User Experience Design Approach for a Connected Digital Diabetes Management Platform. Pillalamarri SS; Huyett LM; Abdel-Malek A
2018-10-02
- ANDREAwrong drug Technology integrated health management for dementia. Rostill H; Nilforooshan R; Morgan A; Barnaghi P; Ream E; Chrysanthaki T
2018-09-30
- ANDREAwrong population A Validation Study of Freezing of Gait (FoG) Detection and Machine-Learning-Based FoG Prediction Using Estimated Gait Characteristics with a Wearable Accelerometer. Aich S; Pradhan PM; Park J; Sethi N; Vathsa VSS; Kim HC
2018-09-29
- ANDREAwrong drug A wearable hip-assist robot reduces the cardiopulmonary metabolic energy expenditure during stair ascent in elderly adults: a pilot cross-sectional study. Kim DS; Lee HJ; Lee SH; Chang WH; Jang J; Choi BO; Ryu GH; Kim YH
2018-09-24
- ANDREAwrong population Recognition of Sedentary Behavior by Machine Learning Analysis of Wearable Sensors during Activities of Daily Living for Telemedical Assessment of Cardiovascular Risk. Kaňtoch E
2018-10-01

- ANDREAwrong populationComplex-valued unsupervised convolutional neural networks for sleep stage classification. Zhang J; Wu Y
2018-11-01
- ANDREAwrong populationIMU-Based Classification of Parkinson's Disease From Gait: A Sensitivity Analysis on Sensor Location and Feature Selection. Caramia C; Torricelli D; Schmid M; Munoz-Gonzalez A; Gonzalez-Vargas J; Grandas F; Pons JL
2018-09-01
- ANDREAwrong populationA Treatment-Response Index From Wearable Sensors for Quantifying Parkinson's Disease Motor States. Thomas I; Westin J; Alam M; Bergquist F; Nyholm D; Senek M; Memedi M
2018-11-01
- ANDREAwrong populationInfluence of Accelerometer Calibration Approach on Moderate-Vigorous Physical Activity Estimates for Adults. Matthews CE; Keadle SK; Berrigan D; Staudenmayer J; F Saint-Maurice P; Troiano RP; Freedson PS
2018-05-01
- ANDREAwrong drugEffect of the Synchronization-Based Control of a Wearable Robot Having a Non-Exoskeletal Structure on the Hemiplegic Gait of Stroke Patients. Mizukami N; Takeuchi S; Tetsuya M; Tsukahara A; Yoshida K; Matsushima A; Maruyama Y; Tako K; Hashimoto M
2018-01-01
- ANDREAwrong populationObjective Prediction of Hearing Aid Benefit Across Listener Groups Using Machine Learning: Speech Recognition Performance With Binaural Noise-Reduction Algorithms. Schädler MR; Warzybok A; Kollmeier B
2018-06-01
- ANDREAwrong populationRest tremor quantification based on fuzzy inference systems and wearable sensors. Sanchez-Perez LA; Sanchez-Fernandez LP; Shaout A; Martinez-Hernandez JM; Alvarez-Noriega MJ
2020-01-01
- ANDREAwrong drugThe effect of a wearable soft-robotic glove on motor function and functional performance of older adults. Radder B; Prange-Lasonder GB; Kottink AIR; Holmberg J; Sletta K; Van Dijk M; Meyer T; Buurke JH; Rietman JS
2018-04-01
- ANDREAwrong drugEffect of a robotic seal on the motor activity and sleep patterns of older people with dementia, as measured by wearable technology: A cluster-randomised controlled trial. Moyle W; Jones C; Murfield J; Thalib L; Beattie E; Shum D; O'Dwyer S; Mervin MC; Draper B
2018-01-01
- ANDREAwrong drugA wearable resistive robot facilitates locomotor adaptations during gait. Washabaugh EP; Krishnan C
2018-04-01
- ANDREAwrong populationWrist sensor-based tremor severity quantification in Parkinson's disease using convolutional neural network. Kim HB; Lee WW; Kim A; Lee HJ; Park HY; Jeon HS; Kim SK; Jeon B; Park KS
2018-04-11

- ANDREAMachine learning algorithms based on signals from a single wearable inertial sensor can detect surface- and age-related differences in walking. Hu B; Dixon PC; Jacobs JV; Dennerlein JT; Schiffman JM
2018-02-14
- ANDREAwrong drugOn the Comparison of Wearable Sensor Data Fusion to a Single Sensor Machine Learning Technique in Fall Detection. Tsinganos P; Skodras A
2018-04-01
- ANDREAwrong populationA general framework for sensor-based human activity recognition. Köping L; Shirahama K; Grzegorzec M
2018-01-01
- ANDREAwrong populationNovel Wearable Seismocardiography and Machine Learning Algorithms Can Assess Clinical Status of Heart Failure Patients. Inan OT; Baran Pouyan M; Javadi AQ; Dowling S; Etemadi M; Dorier A; Heller JA; Bicen AO; Roy S; De Marco T; Klein L
2017-10-31
- ANDREAwrong populationHigh-accuracy automatic classification of Parkinsonian tremor severity using machine learning method. Jeon H; Lee W; Park H; Lee HJ; Kim SK; Kim HB; Jeon B; Park KS
2017-12-01
- ANDREAwrong populationMeasuring Functional Arm Movement after Stroke Using a Single Wrist-Worn Sensor and Machine Learning. Bochniewicz EM; Emmer G; McLeod A; Barth J; Dromerick AW; Lum P
2018-07-01
- ANDREAwrong populationQuantitative Evaluation of Rehabilitation Effect on Peripheral Circulation of Diabetic Foot. Huang YK; Chang CC; Lin PX; Lin BS; Yao-Kuang Huang; Chang-Cheng Chang; Pin-Xing Lin; Bor-Shyh Lin
2017-06-01
- ANDREAwrong populationAn algorithm to increase intelligibility for hearing-impaired listeners in the presence of a competing talker. Healy EW; Delfarah M; Vasko JL; Carter BL; Wang D
2017-05-27
- ANDREAwrong drugEvaluation of Feature Extraction and Recognition for Activity Monitoring and Fall Detection Based on Wearable sEMG Sensors. Xi X; Tang M; Miran SM; Luo Z
2017-03-01
- ANDREAwrong populationAuditory inspired machine learning techniques can improve speech intelligibility and quality for hearing-impaired listeners. Monaghan JJ; Goehring T; Yang X; Bolner F; Wang S; Wright MC; Bleeck S
2017-10-01
- ANDREAProspective Fall-Risk Prediction Models for Older Adults Based on Wearable Sensors. Howcroft J; Kofman J; Lemaire ED
2017-01-19
- ANDREASignificant Change Spotting for Periodic Human Motion Segmentation of Cleaning Tasks Using Wearable Sensors. Liu KC; Chan CT
2016-01-01

- ANDREAwrong populationClassification of Movement of People with Parkinsons Disease Using Wearable Inertial Movement Units and Machine Learning. Ireland D; Wang Z; Lamont R; Liddle J 2016-05-01
- ANDREAwrong populationLarge-scale training to increase speech intelligibility for hearing-impaired listeners in novel noises. Chen J; Wang Y; Yoho SE; Wang D; Healy EW 2013-12-01
- ANDREAwrong populationIntegrating cognitive and peripheral factors in predicting hearing-aid processing effectiveness. Kates JM; Arehart KH; Souza PE

Appendix II

Data extraction instrument. The Excel table with which the data extraction was carried out has been uploaded to the digitum repository of the University of Murcia for consultation and use in free research with the handle: <http://hdl.handle.net/10201/142384>

KEY	TITLE	YEAR	RECRUITMENT DATA	JOURNAL	AUTHORS	PRIMARI AFFILIATION OF PRIMARY AUTHOR	NURSE AUTHORS	LANGUAGE	CONTRY
rayyan-635220762	Integrating Artificial Intelligence and Wearable IoT System in Long-Term Care Environments.	2023	N/R	Sensors (Basel, Switzerland)	Wang WH and Hsu WS	Wei-Hsun Wang	N/A	eng	TAIWAN
rayyan-635220767	Experimental Study: Deep Learning-Based Fall Monitoring among Older Adults with Skin-Wearable Electronics.	2023	N/R	Sensors (Basel, Switzerland)	Lee Y and Pokharel S and Muslim AA and Kc DB and Lee KH and Yeo WH	Yongkuk Lee	N/A	eng	USA
rayyan-635220769	Gait Events Prediction Using Hybrid CNN-RNN-Based Deep Learning Models through a Single Waist-Worn Wearable Sensor.	2022	2017	Sensors (Basel, Switzerland)	Arshad MZ and Jamsrandorj A and Kim J and Mun KR	Muhammad Zeeshan Arshad	N/A	eng	KOREA
rayyan-635220771	A Hierarchical Ensemble Deep Learning Activity Recognition Approach with Wearable Sensors Based on Focal Loss.	2022	N/R	International journal of environmental research and public health	Zhao T and Chen H and Bai Y and Zhao Y and Zhao S	Ting Zhao,	N/A	eng	CHINA
rayyan-635220773	Can Wearable Devices and Machine Learning Techniques Be Used for Recognizing and Segmenting Modified Physical Performance Test Items?	2022	N/R	IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society	Zhang Y and Wang X and Han P and Verschuere S and Chen W and Vanrumste B	Yiyuan Zhang	N/A	eng	UNITED STATES
rayyan-635220774	Machine Learning Strategies for Low-Cost Insole-Based Prediction of Center of Gravity during Gait in Healthy Males.	2022	2018	Sensors (Basel, Switzerland)	Moon J and Lee D and Jung H and Choi A and Mun JH	Jose Moon	N/A	eng	KOREA
rayyan-635220776	MhNet: Multi-scale spatio-temporal hierarchical network for real-time wearable fall risk assessment of the elderly.	2022	2018	Computers in biology and medicine	Wu S and Ou J and Shu L and Hu G and Song Z and Xu X and Chen Z	Shibin Wu	N/A	eng	CHINA

KEY	TITLE	YEAR	RECRUITMENT DATA	JOURNAL	AUTHORS	PRIMARI AFFILIATION OF PRIMARY AUTHOR	NURSE AUTHORS	LANGUAGE	CONTRY
rayyan-635220777	Towards On-Device Dehydration Monitoring Using Machine Learning from Wearable Device's Data.	2022	2022	Sensors (Basel, Switzerland)	Sabry F and Eltaras T and Labda W and Hamza F and Alzoubi K and Malluhi Q	Farida Sabry	N/A	eng	QATAR
rayyan-635220782	A study on the impact of the users' characteristics on the performance of wearable fall detection systems.	2021	2020	Scientific reports	Santoyo-Ram�n JA and Casilari-P�rez E and Cano-Garc�a JM	Jos� Antonio Santoyo-Ram�n1,	N/A	eng	SPAIN
rayyan-635220784	A machine learning approach for semi-automatic assessment of IADL dependence in older adults with wearable sensors.	2022	N/R	International journal of medical informatics	Garcia-Moreno FM and Bermudez-Edo M and Rodr�guez-Garc�a E and P�rez-M�rjol JM and Garrido JL and Rodr�guez-F�rtiz MJ	Francisco M. Garcia-Moreno	N/A	eng	SPAIN
rayyan-635220785	Prediction of fall risk among community-dwelling older adults using a wearable system.	2021	2013	Scientific reports	Lockhart TE and Soangra R and Yoon H and Wu T and Frames CW and Weaver R and Roberto KA	Thurmon E. Lockhart	N/A	eng	UNITED STATES
rayyan-635220787	A Class-Imbalanced Deep Learning Fall Detection Algorithm Using Wearable Sensors.	2021	N/R	Sensors (Basel, Switzerland)	Zhang J and Li J and Wang W	Jing Zhang	N/A	eng	CHINA
rayyan-635220792	The CNN Hip Accelerometer Posture (CHAP) Method for Classifying Sitting Patterns from Hip Accelerometers: A Validation Study.	2021	2016	Medicine and science in sports and exercise	Greenwood-Hickman MA and Nakandala S and Jankowska MM and Rosenberg DE and Tuz-Zahra F and Bellettiere J and Carlson J and Hibbing PR and Zou J and Lacroix AZ and Kumar A and Natarajan L	MIKAEL ANNE GREENWOOD-HICKMAN.	N/A	eng	UNITED STATES
rayyan-635220793	NT-FDS-A Noise Tolerant Fall Detection System Using Deep Learning on Wearable Devices.	2021	N/R	Sensors (Basel, Switzerland)	Waheed M and Afzal H and Mehmood K	MarviWaheed	N/A	eng	PAKISTAN
rayyan-635220794	AnkFall-Falls, Falling Risks and Daily-Life Activities Dataset with an Ankle-Placed Accelerometer and Training Using Recurrent Neural Networks.	2021	2020	Sensors (Basel, Switzerland)	Luna-Perej�n F and Mu�oz-Saavedra L and Civit-Masot J and Civit A and Dom�nguez-Morales M	Francisco Luna-Perej�n	N/A	eng	SPAIN
rayyan-635220799	A Machine Learning Multi-Class Approach for Fall Detection Systems Based on Wearable Sensors with a Study on Sampling Rates Selection.	2021	N/R	Sensors (Basel, Switzerland)	Zurbuchen N and Wilde A and Bruegger P	Nicolas Zurbuchen	N/A	eng	SWITZERLAND

KEY	TITLE	YEAR	RECRUITMENT DATA	JOURNAL	AUTHORS	PRIMARI AFFILIATION OF PRIMARY AUTHOR	NURSE AUTHORS	LANGUAGE	CONTRY
rayyan-635220806	Detection of Gait Abnormalities for Fall Risk Assessment Using Wrist-Worn Inertial Sensors and Deep Learning.	2020	N/R	Sensors (Basel, Switzerland)	Kiprijanovska I and Gjoreski H and Gams M	Ivana Kiprijanovska	N/A	eng	SLOVENIA
rayyan-635220811	Timed Up and Go and Six-Minute Walking Tests with Wearable Inertial Sensor: One Step Further for the Prediction of the Risk of Fall in Elderly Nursing Home People.	2020	2018	Sensors (Basel, Switzerland)	Buisseret F and Catinus L and Grenard R and Jojczyk L and Fievez D and Barvaux V and Dierick F	Fabien Buisseret	N/A	eng	BELGIUM
rayyan-635220821	Enhanced Algorithm for the Detection of Preimpact Fall for Wearable Airbags.	2020	2018	Sensors (Basel, Switzerland)	Jung H and Koo B and Kim J and Kim T and Nam Y and Kim Y	Haneul Jung	N/A	eng	KOREA
rayyan-635220834	Wearable Fall Detector Using Recurrent Neural Networks.	2019	N/R	Sensors (Basel, Switzerland)	Luna-Perejn F and Domnguez-Morales MJ and Civit-Balcells A	Francisco Luna-Perejn	N/A	eng	SPAIN
rayyan-635220835	Depression Prediction by Using Ecological Momentary Assessment, Actiwatch Data, and Machine Learning: Observational Study on Older Adults Living Alone.	2019	2017	JMIR mHealth and uHealth	Kim H and Lee S and Lee S and Hong S and Kang H and Kim N	Heejung Kim1,2,	NURSING	eng	KOREA
rayyan-635220845	A comparison of accelerometry analysis methods for physical activity in older adult women and associations with health outcomes over time.	2019	2012	Journal of sports sciences	Thralls KJ and Godbole S and Manini TM and Johnson E and Natarajan L and Kerr J	Katie J. Thralls.	N/A	eng	UNITED STATES
rayyan-635220887	Machine learning algorithms based on signals from a single wearable inertial sensor can detect surface- and age-related differences in walking.	2018	N/R	Journal of biomechanics	Hu B and Dixon PC and Jacobs JV and Dennerlein JT and Schiffman JM	Hu B	N/A	eng	UNITED STATES
rayyan-635220897	Prospective Fall-Risk Prediction Models for Older Adults Based on Wearable Sensors.	2017	N/R	IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society	Howcroft J and Kofman J and Lemaire ED	Jennifer Howcroft	N/A	eng	CANADA
rayyan-635220898	Significant Change Spotting for Periodic Human Motion Segmentation of Cleaning Tasks Using Wearable Sensors.	2017	N/R	Sensors (Basel, Switzerland)	Liu KC and Chan CT	Kai-Chun Liu	N/A	eng	TAIWAN

keywords	METHODO	OBJECTIVE	INCLUSION	EXCLUSION	N PATIENTS	Mean age a	N RANDOM	WOMEN	COMPARIS	KIND WEAR	LOCATION	KIND AI	GERIATRIC SYNDROMES	LONG TERM	ETHICAL IM
Humans	Experimental	To develop	N/A	N/A	20 (4 groups)	65.4	N/A	N/A	1 group eld	Thin copper	CHEST SKIN	LSTM DEEP LEARNING	Falls	N/A	N/A
Humans	Experimental	To explore	N/A	N/A	169 (2)	74.89 and 59	N/A	101 (Health)	WAIST LOCATIO N	IMU SENSORS	WAIST, PELVIS	CNN-RNN Hybrid	Frailty, cognitive impairment	N/A	N/A
Aged	Experimental	To design	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	IMU SENSORS	WRIST	LSTM, CNN	Cognitive impairment	N/A	N/A
Aged	Experimental	To propose	N/A	history of movement	30 (2 groups)	77.33 and 54	N/A	N/A	Bi-LSTM	INSOLE FEET	Bi-LSTM	Falls	N/A	N/A	
Aged	Experimental	To explore	Over 65 years	N/A	48	74.5 and 60	N/A	24	CNN, MLP	INSOLE FEET	CNN	Falls	N/A	N/A	
Accelerometers	Experimental	To address	N/A	N/A	11	30	N/A	9	DNN, RANDOM FORESTS	Shimmer3	SKIN	DNN	Dehydration	N/A	N/A
*Accidental	Comparative	To investigate	Studies over 65 years	N/A	6	N/A	N/A	N/A	SVM, KNN	N/A	N/A	Falls	N/A	N/A	
Aged	Experimental	To semi-automate	age from 65	severe movement impairment	79	75	N/A	69	k-NN against...	A single wearable	WRIST	k-NN, RF, SVM	Independence IADL	Community	N/A
Accidental	Experimental	Older adults	N/A	N/A	171	74.3 and 70	N/A	N/A	Fallers against...	IMU SENSORS	CHEST (Steady)	RF, CWT	Falls	Community	N/A
Accidental	Experimental	To determine	N/A	N/A	DATASET	N/A	N/A	N/A	CDL-Fall algorithm	N/A	N/A	CDL-Fall	Falls	Independence ADL	N/A
Accelerometers	Experimental	To assess accuracy	N/A	N/A	709	N/A	N/A	N/A	CHAP algorithm	ACCELEROMETER	HIP	CHAP	Falls	N/A	N/A
Activities of Daily Living	Experimental	To present a novel dataset	N/A	N/A	DATASET	N/A	N/A	N/A	RNNs against ...	N/A	N/A	BiLSTM	Falls	N/A	N/A

keywords	METHODO	OBJECTIVE	INCLUSION	EXCLUSION	N PATIENTS	Mean age a	N RANDOM	WOMEN	COMPARIS	KIND WEAR	LOCATION	KIND AI	GERIATRIC SYNDROMES	LONG TERM	ETHICAL IM
Accelerometers	Experimental	To design	N/A	N/A	DATASET over 75 years	N/A	N/A	N/A	LSTM	Accelerometer	ANKLE	LSTM	Falls	ADL	N/A
*Accidental Falls	Experimental	To develop a system	N/A	N/A	DATASET	N/A	N/A	N/A	RF + GB algorithm	IMU SENSORS	WAIST, PELVIS	RF + GB	Falls	ADL	N/A
Accidental Falls/Prevention	Experimental	To present a prototype	Over 65 years	Lower limb impairments	18	37	N/A	10	CNN + LSTM	IMU SMARTWEAR	WRIST	CNN + LSTM	Falls	N/A	N/A
*Accidental Falls	Experimental	To design a system	Over 65 years	Lower limb impairments	30	83.2 and 80	N/A	52	TEST UP ANKLE	MARG sensors	LUMBAR	CNN	Falls	Nursing home	N/A
Accelerometers	Experimental	To develop a detection system	N/A	Neuromuscular disorders	30	23.4 and 17	N/A	N/A	Data recollected	IMU SENSORS	LUMBAR	Threshold-based	Falls	N/A	N/A
Accelerometers	Experimental	To show a pattern	N/A	N/A	DATASET (S...)	N/A	N/A	N/A	Power consumption	ACCELEROMETER	N/A	RNN	Falls	N/A	N/A
EMA, Depression	Experimental	To develop a prediction model	Aged 65 to 85	Cognitive impairments	47	80	N/A	N/A	Depression score	ACTIWATCH	WRIST	Logistic regression	Depression	N/A	N/A
Physical function	Comparative	To compare accelerometry methods	Women aged 65+	N/A	144	N/A	N/A	144	Cluster randomization	ACCELEROMETER	WRIST	ML (No clear algorithm)	Depression, immobility	Nursing home	N/A
Irregular surface walking	Experimental	To investigate surface effects	Neurological impairments	17	Older adults	71.5 and 65	N/A	N/A	Flat surface	IMU SENSORS	LUMBAR	LSTM	Falls	N/A	N/A
Accelerometers	Experimental	To generate fall risk prediction	65 years or older	Participants with fall history	75	75.2 and 65	N/A	N/A	Fallers against non-fallers	ACCELEROMETER	FEET, SHANKS	Neural Network, Naïve Bayes	Falls	N/A	N/A
Activities of Daily Living	Experimental	To propose an algorithm	N/A	N/A	6	26	N/A	2	SVM, k-NN	Opal Accelerometer	WRIST	SVM, k-NN, Naïve Bayes	ADL	N/A	N/A