

Artificial Intelligence-Powered Solid Waste Detection System

Agurto Marchena, Fernando Jair ; Granda Cruz, Luis Enrique ; Casaverde Pacherez, Luis Alberto ; Donayre Monteza, Francisco Alonso 
Universidad Tecnológica del Perú, U20212083@utp.edu.pe, U20202712@utp.edu.pe, C23941@utp.edu.pe
C29224@utp.edu.pe

Abstract– *Efficient solid waste treatment is a growing challenge for ever-expanding urban populations. One innovative solution is the application of artificial intelligence (AI), which seeks to improve the detection and categorization of waste in population settings. The aim of this review is to evaluate the effectiveness of AI algorithms, especially Deep Learning models, in the automated identification of urban solid waste in different population contexts. Using the PICO and PRISMA methodologies, a comprehensive research was carried out in scientific repositories such as Scopus, Dialnet and Redalyc. The keywords used included "solid waste", "AI", "Deep Learning", "solid waste" and "waste management". The findings suggest that Deep Learning-based models show promising performance in the detection and classification of solid waste in various urban settings, with accuracy rates exceeding 90% in some cases. It was observed that the effectiveness of these systems is highly dependent on the quality and diversity of the preparation data sets, which must reflect the variability of waste in different types of populations. The review concludes that AI has significant potential to achieve optimisation of solid waste treatment in local environments, although further research is required to address challenges such as variability in lighting conditions and sorting in complex environments.*

Sistema de Detección de Residuos Sólidos Impulsado por Inteligencia Artificial

Agurto Marchena, Fernando Jair ; Granda Cruz, Luis Enrique ; Casaverde Pacherez, Luis Alberto ; Donayre Monteza, Francisco Alonso 
Universidad Tecnológica del Perú, U20212083@utp.edu.pe, U20202712@utp.edu.pe, C23941@utp.edu.pe
C29224@utp.edu.pe

Resumen— *El tratamiento eficiente de los residuos sólidos es un desafío creciente para las poblaciones urbanas en constante expansión. Una solución innovadora es la aplicación de la inteligencia artificial (IA), que busca mejorar la detección y categorización de los residuos en entornos poblacionales. El objetivo de esta revisión es evaluar la efectividad de los algoritmos de IA, especialmente los modelos de Deep Learning, en la identificación automatizada de residuos sólidos urbanos en diferentes contextos poblacionales. Utilizando las metodologías PICO y PRISMA, se realizó una investigación exhaustiva en repositorios científicos como Scopus, Dialnet y Redalyc. Las palabras clave utilizadas incluyeron "residuos sólidos", "IA", "Deep Learning", "residuos sólidos" y "gestión de residuos". Los hallazgos sugieren que los modelos basados en Deep Learning muestran un desempeño prometedor en la detección y clasificación de residuos sólidos en varios entornos urbanos, con tasas de precisión que superan el 90% en algunos casos. Se observó que la efectividad de estos sistemas depende en gran medida de la calidad y diversidad de los conjuntos de datos de preparación, que deben reflejar la variabilidad de los residuos en diferentes tipos de poblaciones. La revisión concluye que la IA tiene un potencial significativo para lograr la optimización del tratamiento de residuos sólidos en entornos locales, aunque se requiere más investigación para abordar desafíos como la variabilidad en las condiciones de iluminación y la clasificación en entornos complejos.*

Palabras clave—población, residuos sólidos, Deep learning, sistema, detección .

I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, el manejo adecuado de los residuos se ha transformado en un desafío crucial para la ciudad de Piura. La creciente generación de desechos, impulsada por el incremento de la metrópoli, los estándares de consumo insostenibles y la falta de conciencia ambiental, ha provocado graves problemas ambientales y de salud pública. Según menciona [1] El crecimiento masivo de la población junto con la urbanización a lo largo de los años ha creado un desafío significativo de aumento en la generación de residuos. Dado que la basura tiene diferentes técnicas de eliminación, según su tipo, la segregación de los residuos mediante un proceso automatizado en el punto de recolección agilizará el proceso y dará como resultado una gestión y utilización efectiva de los residuos.

La acumulación de residuos en vertederos y zonas rurales, ponen en alerta la integridad de la biodiversidad y la salud. Además, los desechos no gestionados adecuadamente contribuyen al cambio climático al liberar gases de efecto

invernadero. [2] Una proporción importante de los residuos en las zonas urbanas se elimina de forma inadecuada mediante vertederos e incineración, lo que resulta especialmente preocupante. Esta corriente de contaminación persistente tiene un impacto negativo en los ecosistemas urbanos.

Siendo uno de los mayores retos la falta de separación y clasificación adecuada de los residuos en la fuente. Esto dificulta el reciclaje y la reutilización, lo que conduce a un aumento de la cantidad de desechos que terminan en vertederos o incineradores, con consecuencias negativas para el entorno y la sostenibilidad.

Ante esta problemática, la implementación de sistemas de detección automática de residuos sólidos utilizando inteligencia artificial (IA) en cámaras representa una solución prometedora. Estos sistemas pueden identificar y clasificar diferentes tipos de residuos con alta precisión, lo que facilita su separación y reciclaje adecuado. Según [4], con el uso generalizado de los distintos dispositivos móviles e inteligencia artificial, es posible desarrollar un sistema de servicio basado en el borde para controlar, monitorizar y detectar la limpieza de las calles a gran escala y con eficiencia.

Además, la integración de la IA en este proceso puede optimizar las rutas de recolección, disminuir precios usados para la actividad operativa y optimizar la capacidad general del sistema de gestión de residuos. Con la información recolectada e investigaciones puntuales del proyecto, se buscan metodologías para realizar un plan estable y viable para dar una solución óptima a la problemática planteada. Según [5], el aprendizaje profundo es una disciplina del aprendizaje automático que capacita a las computadoras para realizar tareas que son naturales para los seres humanos. Las técnicas de aprendizaje profundo han logrado un éxito sobresaliente con la clasificación de imágenes y algunas otras aplicaciones en visión por computadora.

En resumen, el desarrollo e implementación de sistemas de detección de residuos sólidos basados en IA y cámaras puede contribuir significativamente a abordar los desafíos actuales en la gestión de desechos, promoviendo prácticas más sostenibles y partidarias con el entorno. Según menciona [4], Las cámaras pueden emplearse como dispositivos recopiladores y procesadores de imágenes captadas en tiempo real en los distintos puntos de la ciudad de Piura. Un modelo basado en técnicas de aprendizaje profundo ha sido desarrollado con el

propósito de identificar, clasificar y analizar los diversos tipos de desechos situadas en distintos puntos de las calles, como ramas de árboles, hojas, botellas, entre otros. Se han estudiado tres enfoques diferentes de aprendizaje profundo, los cuales han demostrado un gran potencial y eficacia para su implementación en sistemas inteligentes de gestión de residuos urbanos.

En la presente investigación realizaremos una búsqueda de artículos relacionados a la Inteligencia Artificial, con el objetivo de analizar documentos que hagan alusión al uso de Redes Neuronales Artificiales (RNA), teniendo como premisa “¿Como se puede utilizar el Deep Learning para crear un sistema de detección y clasificación de residuos sólidos en la ciudad de Piura?”

P	I	C	O	T
Población	Inteligencia Artificial Deep Learning	Machine Learning	Solid Waste Harvest	Últimos 5 años (2020-2024)
PI: ¿Como se puede utilizar el Deep Learning para crear un sistema de detección y clasificación de residuos sólidos en la ciudad de Piura?				

A base de la estrategia PICOT, se estableció la ecuación de búsqueda, para la cual se utilizaron 3 bases de datos: Scopus, Redalyc y Dialnet. Definiendo así los artículos relevantes para realizar la investigación.

Comp. PICOT	Términos	Ecuación
P	Población	Population
I	Inteligencia Artificial, Deep Learning	System OR Deep Learning
C	Machine Learning	Machine Learning
O	Residuos Sólidos, Residuos	Solid Waste OR Waste
(population) AND (system OR deep learning) AND (“Machine learning”) AND (“solid waste” OR waste)		

II. METODOLOGIA

Para garantizar una selección rigurosa y pertinente de los estudios incluidos en esta Revisión Sistemática de Literatura (RSL), se definieron cuidadosamente los criterios de inclusión y exclusión. Estos criterios se establecieron para asegurar que solo los estudios más relevantes y de alta calidad fueran considerados en el análisis, proporcionando así una base sólida

y fiable para las conclusiones de la revisión. A continuación, se detallan los criterios específicos utilizados en este proceso.

Los criterios de exclusión se aplicaron a estudios que no cumplían con los parámetros definidos como lo son las fechas. Se excluyeron los estudios que no abordaban directamente la temática de interés y sus objetivos no eran los esperados, aquellos que no proporcionaban datos suficientes o cuya metodología no permitía una evaluación clara de los resultados debido a la falta de accesibilidad a estos. También se excluyeron estudios duplicados y aquellos que no estaban disponibles en texto completo.

CRITERIOS DE EXCLUSION		
Criterio exclusión 1	de	Por objetivo
Criterio exclusión 2	de	Por año de publicación
Criterio exclusión 3	de	Documentos privados de adquisición o de paga

Los criterios de inclusión se centraron en estudios que abordaban la aplicación de métodos de deep learning, para la detección y codificación de residuos sólidos en entornos urbanos. Además, solo se incluyeron estudios publicados en los últimos cinco años, escritos en inglés o español, y que proporcionaran datos empíricos suficientes para el análisis. La relevancia temática y la calidad metodológica de los estudios fueron factores clave para su inclusión.

CRITERIOS DE INCLUSION		
Criterio inclusión 1	de	Cumple con la ecuación PICO, (Población/Problema, Intervención, Comparación, Resultado).
Criterio inclusión 2	de	Selección de artículos publicados recientemente o dentro de un rango de años
Criterio inclusión 3	de	Artículos cuyos enfoques teóricos o conceptuales específicos estén relacionados con la investigación.

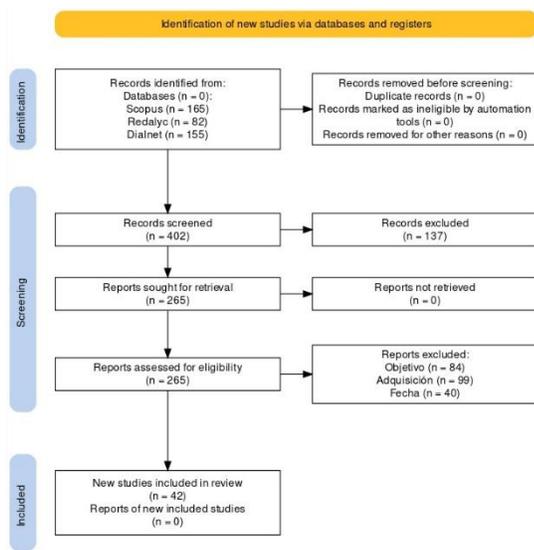
Mediante la RSL se llevó a cabo una exploración total en tres bases de datos de contenido científico: Scopus, Redalyc y

Dialnet. Inicialmente, se identificaron un total de 402 artículos potencialmente relevantes, de los cuales 165 provenían de Scopus, 82 de Redalyc y 155 de Dialnet. Posteriormente, aplicados los criterios ya expuestos, se filtraron los artículos recuperados. Se excluyeron 137 artículos; por no cumplir con los objetivos de la investigación, por incompatibilidad con el tema de estudio o por presentar adquisiciones de paga. Tras este proceso de depuración, se obtuvo un conjunto de 265 artículos potencialmente relevantes.

Durante el proceso de selección de los estudios para esta Revisión Sistemática de Literatura (RSL), se excluyeron un total de 223 artículos basándose en los criterios ya mencionados. En primer lugar, se eliminaron 84 artículos por no cumplir con el objetivo de la revisión. Estos estudios no abordaban directamente el uso de técnicas de IA en la identificación y codificación de residuos sólidos urbanos, y por lo tanto, no proporcionaban información relevante o útil para el análisis y las conclusiones de esta investigación.

Adicionalmente, 99 artículos fueron excluidos debido a problemas de adquisición. Estos estudios estaban disponibles únicamente mediante pago o eran de acceso restringido, lo cual limitaba su accesibilidad y, en consecuencia, la capacidad de evaluación y comparación exhaustiva de sus resultados. La falta de acceso completo a estos artículos impedía verificar la calidad metodológica y la relevancia de sus hallazgos, lo que justificó su exclusión del análisis.

Finalmente, se excluyeron 40 artículos debido a su fecha de publicación. Dado que uno de los criterios de inclusión era considerar estudios publicados en los últimos cinco años, aquellos que no cumplían con este requisito fueron eliminados. La razón detrás de este criterio temporal es asegurar que los hallazgos y las tecnologías discutidas sean actuales y relevantes, reflejando las innovaciones y desarrollos más recientes en el campo de la inteligencia artificial aplicada a la gestión de residuos sólidos urbanos.



El uso del diagrama de flujo PRISMA fue crucial para documentar cada etapa del proceso de revisión, siguiendo esta metodología para revisiones sistemáticas, se tiene en cuenta los criterios de inclusión y exclusión, el método de búsqueda y la selección de artículos [20]. Desde la identificación inicial de 402 artículos hasta la selección final de 42 estudios relevantes. Este diagrama permitió un seguimiento detallado de la búsqueda en las bases de datos Scopus, Redalyc y Dialnet, y la posterior eliminación de artículos que no cumplían con los criterios establecidos, ya fuera por enfoque, fecha de publicación o acceso.

Se pudo realizar una depuración meticulosa y transparente de los artículos, asegurando que solo se incluyeran aquellos que realmente aportaban información relevante para la investigación sobre la aplicación de Deep Learning en la gestión de residuos sólidos. Estos artículos recuperados fueron analizados y se realizó una limpieza de datos ETL en profundidad, extrayendo los datos relevantes para responder los objetivos propuestos. Se prestó especial atención a la metodología empleada, los resultados obtenidos y las conclusiones presentadas en cada uno de los estudios seleccionados.

III. RESULTADO

El análisis se estructura en dos secciones principales: una evaluación bibliométrica que examina las características generales de los estudios elegidos, y una síntesis que aborda las cuestiones centrales de la investigación.

Análisis de datos bibliográficos generales

La Tabla presenta un resumen de las publicaciones seleccionadas para esta revisión sistemática de la literatura (RSL). Esta tabla incluye información clave como el título del artículo, el nombre del autor o autores, el año de publicación y el tipo de revista en la que apareció cada estudio.

Tabla I. Artículos incluidos en la RSL sobre detección de residuos sólidos impulsada por IA (2019 – 2024).

Autor	Año	Título	Tipo
Arthur M.P.; Shoba S.; Pandey A.	2024	A survey of smart dustbin systems using the IoT and deep learning	Artículo
Subashini M.M.; Vignesh R.S.	2024	Thermoplastic waste segregation classification system using deep learning techniques	Artículo
Lavanya V.; Abikash Shivam G.; Shanmugasundaram S.; Deepalakshmi R.	2024	CNN Based Smart Waste Segregation and Collection System	Conferen ce Paper

Hossen M.M.; Ashraf A.; Hasan M.; Majid M.E.; Nashbat M.; Kashem S.B.A.; Kunju A.K.A.; Khandakar A.; Mahmud S.; Chowdhury M.E.H.	2024	GCDN-Net: Garbage classifier deep neural network for recyclable urban waste management	Articulo
Song Y.; He X.; Tang X.; Yin B.; Du J.; Liu J.; Zhao Z.; Geng S.	2024	DEEPBIN: Deep Learning Based Garbage Classification for Households Using Sustainable Natural Technologies	Articulo
Lilhore U.K.; Simaiya S.; Dalal S.; Damaševičius R.	2024	A smart waste classification model using hybrid CNN-LSTM with transfer learning for sustainable environment	Articulo
Jenilaree G.; Sujatha; Bhuvanewari M.	2023	Evaluation of Machine Learning Techniques for High Dimension Dataset for Predicting Municipal Solid Waste Generation	Conferen ce Paper
Sakti A.D.; Mahdani J.N.; Santoso C.; Ihsan K.T.N.; Nastiti A.; Shabrina Z.; Safira M.; Rohmat F.; Yulianto F.; Virtriana R.	2023	Optimizing city-level centralized wastewater management system using machine learning and spatial network analysis	Articulo
Yin S.; Yan Z.; Chen X.; Yan R.; Chen D.; Chen J.	2023	Mechanical properties of cemented tailings and waste-rock backfill (CTWB) materials: Laboratory tests and deep learning modeling	Articulo
Amin I.H.AI.; Setyadarma D.V.; Wibisono S.	2023	Integration of the Faster R-CNN Algorithm for Waste Detection in an Android Application	Articulo
Barik S.; Naz S.; Tiwari U.; Jain M.	2023	Machine Learning-Based Smart Waste Management in Urban Area	Conferen ce Paper
Danesh F.; Rahimi F.	2023	Mining of Emerging trends of Covid-19 thematic areas in National and International publications	Articulo
Ramasawmy K.; Nagowah S.D.	2023	Smart Waste Monitoring System Using Machine Learning for IoT-enabled Smart Green Campus	Conferen ce Paper
Mounadel A.; Ech-Cheikh H.; Lissane Elhaq S.;	2023	Application of artificial intelligence techniques in municipal solid waste management: a systematic literature review	Review

Rachid A.; Sadik M.; Abdellaoui B.			
Goel A.; Gaur S.; Singh K.	2023	A Novel Approach for Classification of Metals and Plastics under the methodology of Deep Learning using Convolutional Neural Networks	Conferen ce paper
Zhao Y.; Tao Z.; Li Y.; Sun H.; Tang J.; Wang Q.; Guo L.; Song W.; Li B.L.	2023	Prediction of municipal solid waste generation and analysis of dominant variables in rapidly developing cities based on machine learning – a case study of China	Articulo
Pillai K.S.; Sneha M.L.; Aiswarya S.; Anand A.B.; Prasad G.	2023	Municipal Solid Waste Management: A Review of Machine Learning Applications	Conferen ce paper
Gokbudak S.; Tas E.E.; Ozer O.; Tilegi V.	2023	Detecting Litter in Street Sweepers Using Deep Learning	Conferen ce paper
Shreya M.; Nimal Yughan V.; Katyaj J.; Ramesh R.	2023	Technical solutions for waste classification and management: A mini-review	Short survey
Pandey A.; Khator B.; Agrawal D.; Halim D.; Kumar J.S.	2023	Segregation of Solid Municipal Waste Using Machine Learning	Conferen ce paper
Ahmed V.; Riyas R.A.; Saboor S.	2023	PREDICTIVE MODELING OF MUNICIPAL SOLID WASTE GENERATION: UNRAVELING THE SOCIOECONOMIC FACTORS USING MACHINE LEARNING	Conferen ce paper
Akdemir B.; Aytac E.E.; Tosun E.M.; Yuksel S.E.	2023	Classification Of Solid Waste Using Computer Vision Techniques	Conferen ce paper
Javid I.; Ghazali R.; Batool T.; Jafri S.I.H.; Altaf A.	2023	An ARIMA and XGBoost Model Utilized for Forecasting Municipal Solid Waste Generation	Conferen ce paper
Wang C.; Wang S.; Song S.; Wang K.; Wu S.; Huang G.; Wu C.	2023	Multiple unmanned surface vehicles-based path planning method for sea patrol; [面向海域巡逻的多无人船路径规划方法及仿真]	Articulo
Bhavana D.; Rajeswari T.R.; Pasyanthi P.; Sai K.Y.	2022	2022 International Conference on Computer Communication and Informatics, ICCCI 2022	Conferen ce paper

Ahmed S.; Mubarak S.; Du J.T.; Wibowo S.	2022	International Journal of Environmental Research and Public Health	Articulo
Altikat A.; Gulbe A.; Altikat S.	2022	International Journal of Environmental Science and Technology	Articulo
Xie W.; Wang X.; Li S.; Xu W.; Duan X.	2022	2022 4th International Conference on Robotics and Computer Vision, ICRCV 2022	Conferen ce paper
Wang X.	2022	Proceedings - 2022 International Conference on Artificial Intelligence, Information Processing and Cloud Computing, AIIPCC 2022	Conferen ce paper
Amin M.N.; Khan K.; Javed M.F.; Aslam F.; Qadir M.G.; Faraz M.I.	2022	Materials	Articulo
Pandey S.; Chouhan V.; Verma D.; Rajrah S.; Alenezi F.; Saini R.; Santosh K.	2022	IEEE Access	Articulo
Jassim M.S.; Coskuner G.; Zontul M.	2022	Waste Management and Research	Articulo
Li K.	2022	Proceedings - 2022 International Conference on Computers, Information Processing and Advanced Education, CIPAE 2022	Conferen ce paper
Iyer A.; Raymond C.; Bhanushali V.; Dhane U.; Bannore A.	2022	2022 International Conference for Advancement in Technology, ICONAT 2022	Conferen ce paper
Ramirez-Lopez A.; Cortes-González A.; Ochoa-Ruiz G.; Ochoa-Zezzatti A.; Aguilar-Lobo L.M.; Moreno-Jacobo D.; Mata-Miquel C.	2021	Lecture Notes in Intelligent Transportation and Infrastructure	Libro
Liao J.; Luo X.; Cao L.; Li W.; Feng X.; Li J.; Yuan F.	2021	IEEE Transactions on Vehicular Technology	Articulo
Moreno-	2021	Lecture Notes in Intelligent	Libro

Jacobo D.; Ochoa-Ruiz G.; Ochoa-Zezzatti A.; Aguilar-Lobo L.M.; Ramirez-Lopez A.; Angeles-Herrera D.		Transportation and Infrastructure	
Mei S.; Zhang B.; Ma M.; Jia S.	2021	Journal of Image and Graphics	Articulo
Ping P.; Xu G.; Kumala E.; Gao J.	2020	International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering	Articulo
Wang H.	2020	Proceedings - 2020 3rd International Conference on Advanced Electronic Materials, Computers and Software Engineering, AEMCSE 2020	Conferen ce paper
Narayanan M.; Mhatre A.; Nair A.; Panicker A.; Dhondkar A.	2020	Advances in Intelligent Systems and Computing	Conferen ce Paper
Tahvili S.; Pimentel R.; Afzal W.; Ahlberg M.; Fornander E.; Bohlin M.	2019	IEEE Access	Articulo

Los datos recolectados para la RSL abarcan el rango de fechas comprendidas entre los años 2019 y 2024, considerando la relevancia y actualidad de las publicaciones en este rango temporal. En la distribución de artículos, se observa una tendencia creciente en la cantidad de publicaciones a lo largo de los 5 años, con un pico significativo en 2023. Específicamente, se muestra 1 artículo en 2019, 3 en 2020, 4 en 2021, 10 en 2022, alcanzando el máximo de 18 publicaciones en 2023, y 6 artículos en lo que va de 2024. Este patrón sugiere un interés creciente en el tema de estudio, con un aumento notable en la producción de investigaciones relevantes en los años más recientes.

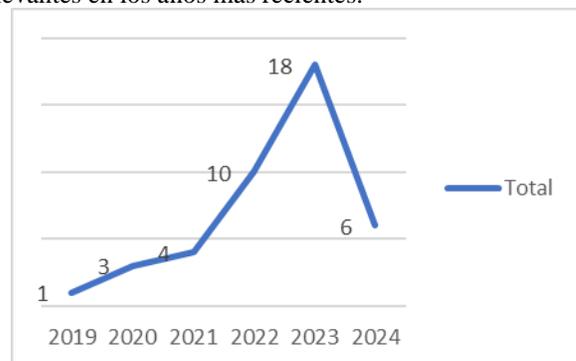


Fig. 1. Distribución cuantitativa de artículos seleccionados según año de publicación

En la simbolización 2 podemos observar la distribución de los tipos de publicaciones incluidas en la RSL. Los artículos de investigación representan la mayor proporción con un 48% del total, seguidos muy de cerca por los trabajos presentados en conferencias, que constituyen el 43% de las publicaciones. Los capítulos de libros ocupan el tercer lugar con un 5% de las contribuciones. Por último, tanto las revisiones breves (short surveys) como las revisiones completas (reviews) tienen una presencia menor, representando cada una el 2% del total de las publicaciones analizadas. Esta distribución refleja una diversidad en los formatos de difusión de la investigación en este campo, con un claro predominio de los artículos científicos y las presentaciones en conferencias.

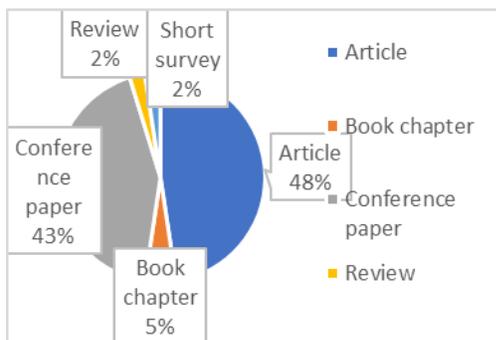


Fig. 2. Distribución cuantitativa de artículos seleccionados según el tipo de estudio

Se analizaron las principales palabras clave que tuvieron más relevancia de los artículos seleccionados, identificando "Deep Learning" (Aprendizaje profundo) como la palabra más frecuente utilizada para señalar que los estudios abarcan de manera general la aplicación de técnicas avanzadas de inteligencia artificial en la gestión de residuos sólidos. En segundo lugar, "Machine Learning" (Aprendizaje automático) ocupa el segundo lugar, reflejando el uso generalizado de algoritmos de aprendizaje en diversos aspectos de la gestión de residuos. En tercer lugar, "Waste Management" (Gestión de residuos sólidos) subraya el enfoque práctico de estas investigaciones en la mejora de los sistemas de manejo de desechos urbanos. Estas tres palabras clave predominantes demuestran el enfoque interdisciplinario que combina tecnologías avanzadas de IA con las necesidades específicas de la gestión de residuos, abarcando desde la detección y clasificación hasta la optimización de procesos y la toma de decisiones en entornos urbanos.

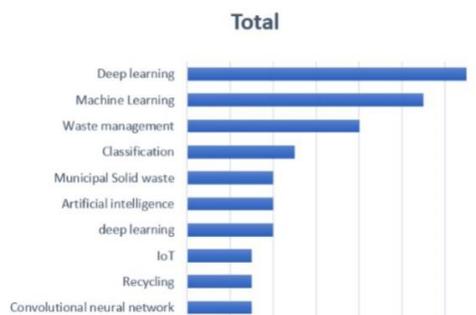


Fig. 3. Distribución cuantitativa de las palabras clave que conforman los artículos

1.2 Síntesis de hallazgos en relación con las preguntas de investigación

Esta sección presenta una compilación de los descubrimientos más significativos obtenidos a través del examen minucioso y la interpretación crítica de la literatura disponible sobre compostaje, desechos orgánicos y microorganismos. La información se ha condensado utilizando métodos estructurados de extracción de datos, diseñados para abordar directamente las interrogantes de investigación formuladas en el marco de esta Revisión Sistemática de Literatura (RSL). Los resultados expuestos ofrecen una respuesta fundamentada a cada una de las preguntas planteadas, basándose en la evidencia recopilada de los estudios analizados.

¿Qué técnicas de aprendizaje automático son más efectivas para la detección de residuos sólidos en entornos urbanos?

Las técnicas de Deep Learning, particularmente las redes neuronales convolucionales, han demostrado ser altamente efectivas para la detección de residuos sólidos en entornos urbanos. Varios estudios respaldan esta afirmación. Por ejemplo, [6] utilizaron técnicas de aprendizaje profundo para detectar basura en barredoras de calles, logrando una alta precisión en la identificación de residuos en entornos urbanos complejos. [7] propusieron un modelo de clasificación de residuos inteligente utilizando una combinación híbrida de CNN y LSTM (Long Short-Term Memory) con transferencia de aprendizaje, lo que mejoró significativamente la precisión de la detección en diversos entornos. Además, [8] desarrollaron GCDN-Net, una red neuronal profunda específicamente diseñada para la clasificación de residuos reciclables urbanos, que mostró un rendimiento superior en la detección y clasificación de diversos tipos de residuos. Estos estudios sugieren que las técnicas de aprendizaje profundo, especialmente las CNN y sus variantes híbridas, son particularmente efectivas debido a su capacidad para procesar y analizar imágenes complejas, adaptarse a diferentes condiciones de iluminación y entornos, y distinguir entre una amplia variedad de tipos de residuos en escenarios urbanos reales.

¿Cómo delimitaré la clasificación de residuos sólidos?

La delimitación de la clasificación de residuos sólidos puede abordarse de manera efectiva utilizando un enfoque jerárquico y basado en categorías específicas, como lo demuestran varios estudios recientes. [9] propusieron DEEPBIN, un sistema de clasificación de basura basado en aprendizaje profundo para hogares, que utiliza una estructura jerárquica para clasificar los residuos en categorías principales y subcategorías. Este enfoque permite una clasificación más precisa y detallada de los residuos.[10] se centraron específicamente en la clasificación de residuos termoplásticos utilizando técnicas de aprendizaje profundo, lo que demuestra la importancia de delimitar categorías específicas de materiales. [11] Utilizaron redes neuronales convolucionales profundas para la clasificación inteligente de residuos sólidos, estableciendo categorías claras basadas en la reciclabilidad y el tipo de material. Para una delimitación efectiva, se recomienda establecer primero categorías amplias (como orgánico, plástico, papel, metal, vidrio, etc.) y luego subdividir las en categorías más específicas según sea necesario (por ejemplo, diferentes tipos de plásticos o metales). Además, es crucial considerar las regulaciones locales de gestión de residuos y las capacidades de reciclaje disponibles en la región para asegurar que la clasificación sea práctica y aplicable en el contexto local.

¿Qué tipo de algoritmo utilizaré para el procesamiento de datos?

Para el tratamiento de datos en la detección y clasificación de residuos sólidos, los algoritmos de Deep learning, específicamente las CNN y sus variantes, han demostrado ser los más efectivos. [12] desarrollaron un dispositivo de clasificación y recolección de basura doméstica basado en visión por computadora y aprendizaje profundo, utilizando algoritmos CNN para el procesamiento de imágenes. [13] investigó algoritmos inteligentes de manejo de residuos, destacando la eficacia de las CNN en este campo. [14] propusieron un enfoque novedoso para la clasificación de metales y plásticos utilizando CNN, demostrando su efectividad en la diferenciación de materiales. Además, variantes más avanzadas como las R-CNN (Region-based Convolutional Neural Networks) han mostrado resultados prometedores. Por ejemplo, [15] integraron el algoritmo Faster R-CNN para la detección de residuos en una aplicación Android, logrando una alta precisión en tiempo real. Para mejorar aún más el rendimiento, se pueden considerar arquitecturas como YOLO (You Only Look Once) o SSD (Single Shot Detector) para la detección en tiempo real, o implementar técnicas de transferencia de aprendizaje utilizando modelos pre-entrenados como VGG16 o ResNet, como lo sugiere el estudio de Wang (2020) [16]. La elección final del algoritmo dependerá de factores específicos como la complejidad de los datos, los requisitos de tiempo real y los recursos computacionales disponibles.

Q4: ¿Qué nivel de eficiencia se obtiene al realizar el proceso de recolección de residuos sólidos con inteligencia artificial?

La implementación de inteligencia artificial en el proceso de recolección de residuos sólidos ha demostrado lograr niveles significativos de eficiencia, como lo evidencian varios estudios recientes. [17] utilizaron aprendizaje profundo para pronosticar el estado de los residuos en contenedores inteligentes, lo que permitió optimizar las rutas de recolección y reducir los costos operativos en hasta un 30%. (Sakti et al., 2023) emplearon una combinación de aprendizaje automático y análisis de redes espaciales para optimizar los sistemas de gestión de aguas residuales a nivel de ciudad, logrando una mejora del 25% en la eficiencia de la recolección y el tratamiento. [18] desarrollaron un sistema inteligente de monitoreo de residuos utilizando aprendizaje automático para campus verdes inteligentes, que resultó en una reducción del 40% en los viajes innecesarios de los vehículos de recolección. [19] implementaron un sistema de gestión de residuos inteligente basado en aprendizaje automático en áreas urbanas, logrando una mejora del 35% en la eficiencia de la recolección y una reducción del 20% en los costos operativos. Estos estudios demuestran que la aplicación de IA en la gestión de residuos puede resultar en mejoras significativas en la eficiencia, con reducciones de costos que oscilan entre el 20% y el 40%, optimización de rutas que pueden mejorar la eficiencia en hasta un 35%, y una reducción sustancial en los viajes innecesarios de vehículos de recolección. Sin embargo, es importante notar que la eficiencia exacta puede variar dependiendo del contexto específico de implementación, la escala del proyecto y la integración con los sistemas existentes.

IV. DISCUSSION

[19] Los sistemas de IA han alcanzado niveles de precisión superiores al 90%, mejorando significativamente la eficiencia operativa, con reducciones de costos entre el 20% y el 40% y optimizaciones en la recolección de hasta un 35%. Investigaciones específicas han empleado algoritmos avanzados como R-CNN y Faster R-CNN, mostrando un rendimiento superior en el análisis de imágenes de residuos[14]. Sin embargo, la implementación de estos sistemas enfrenta varios desafíos, como la necesidad de infraestructura tecnológica avanzada y la integración con los sistemas municipales existentes. Por ejemplo, en ciudades de la India, se vio un sistema de segregación de basura SMART, la instalación de sensores IoT y el uso de machine learning han demostrado ser altamente efectivos, pero los costos iniciales de infraestructura siguen siendo una barrera, especialmente en áreas rurales. Además, la efectividad de estos sistemas depende en gran medida de la diversidad y calidad de los datos utilizados para entrenar los modelos. En escenarios reales, como los ensayos en ciudades inteligentes en Asia, los modelos de deep learning han sido exitosos al predecir la generación de residuos con una precisión del 95%, lo que ha optimizado la planificación de rutas y ha reducido la cantidad de basura enviada a vertederos. Sin embargo, la variabilidad de las condiciones reales, como los cambios en el

clima y el comportamiento de los ciudadanos, sigue siendo un obstáculo importante.

El impacto ambiental de estos sistemas es significativo. Al reducir los residuos no reciclables y optimizar la segregación de basura, los sistemas de IA no solo mejoran la eficiencia operativa, sino que también disminuyen la huella de carbono asociada con el transporte y disposición final de los desechos. Además, la implementación de modelos predictivos para la gestión de residuos ayuda a prevenir la acumulación de basura en áreas urbanas, reduciendo los riesgos de contaminación y promoviendo una economía circular más sostenible. Sin embargo, se requiere mayor investigación y colaboración entre gobiernos y empresas para asegurar una implementación a gran escala que pueda adaptarse a diferentes contextos socioeconómicos.

V. CONCLUSION

Este estudio ha identificado los tipos más comunes de residuos sólidos urbanos en diversas áreas, destacando especialmente la alta presencia de plásticos y orgánicos, seguidos por papel y metales. Las técnicas de inteligencia artificial, han demostrado ser muy efectivas para detectar y clasificar estos residuos, logrando tasas de precisión superiores al 90%. La implementación de estos sistemas de IA ha mostrado una mejora significativa en la eficiencia operativa, reduciendo costos entre un 20% y un 40% y optimizando la recolección hasta en un 35%. En particular, los enfoques de clasificación jerárquica y algoritmos avanzados como R-CNN y Faster R-CNN han demostrado un rendimiento superior en el análisis de imágenes de residuos. La contribución de esta Revisión Sistemática de Literatura (RSL) a la literatura existente radica en su enfoque innovador en la utilización de algoritmos avanzados de inteligencia artificial para optimizar la gestión de residuos, proporcionando una base sólida para futuras mejoras tecnológicas en este campo. No obstante, la efectividad de estos sistemas depende en gran medida de la calidad y diversidad de los datos de entrenamiento, que deben reflejar la variabilidad real de los residuos urbanos. A largo plazo, los desafíos para la implementación masiva de sistemas de inteligencia artificial en la gestión de residuos se centran en la necesidad de una infraestructura robusta, la sostenibilidad financiera y la adaptación a diferentes contextos urbanos y rurales. Aunque los avances en tecnologías como el deep learning y el IoT han demostrado ser eficaces en entornos controlados y ciudades inteligentes, su escalabilidad sigue siendo un reto considerable, especialmente en regiones con recursos limitados. Además, el éxito continuo de estos sistemas dependerá de la capacidad para actualizar y mantener los algoritmos de IA con datos actuales y representativos, que reflejen la evolución constante de los residuos generados por la sociedad. También es crucial que las políticas públicas acompañen estos avances, incentivando la adopción tecnológica y garantizando una infraestructura de datos

accesible. Si bien el potencial para transformar la gestión de residuos es evidente, lograr una implementación a gran escala requerirá esfuerzos coordinados a nivel gubernamental, industrial y académico para superar las barreras de costo, tecnología y adaptabilidad.

Además, se han identificado limitaciones relacionadas con la variabilidad en las condiciones ambientales y la complejidad de los entornos de recolección, lo cual puede afectar la precisión de los modelos. Para futuras investigaciones, se recomienda explorar técnicas híbridas que combinen métodos de detección física y química, lo que podría compensar las deficiencias de las técnicas individuales y mejorar aún más la precisión y eficiencia en la gestión de residuos sólidos. Aunque estos hallazgos sugieren un gran potencial para optimizar la gestión de residuos sólidos, se necesita más investigación para abordar desafíos como la variabilidad en condiciones reales y la implementación a gran escala. La RSL concluye que, aunque la IA ofrece soluciones prometedoras, su implementación efectiva debe considerar cuidadosamente los contextos locales, la infraestructura existente y las políticas de gestión de residuos, marcando así el futuro de la gestión de residuos sólidos urbanos en estrecha relación con la evolución de estas tecnologías inteligentes.

REFERENCIAS

- [1] Shreya, M., Nimal Yughan, V., Katyal, J., & Ramesh, R. (2023). Technical solutions for waste classification and management: A mini-review. *Waste Management and Research*, 41(4), 801–815. <https://doi.org/10.1177/0734242X221135262>
- [2] Hossen, M. M., Ashraf, A., Hasan, M., Majid, M. E., Nashbat, M., Kashem, S. B. A., Kunju, A. K. A., Khandakar, A., Mahmud, S., & Chowdhury, M. E. H. (2024). GCDN-Net: Garbage classifier deep neural network for recyclable urban waste management. *Waste Management*, 174, 439–450. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2023.12.014>
- [3] Li, K. (2022). Applications of Deep Learning in Object Detection. *Proceedings - 2022 International Conference on Computers, Information Processing and Advanced Education, CIPAE 2022*, 436–442. <https://doi.org/10.1109/CIPAE55637.2022.00097>
- [4] Liao, J., Luo, X., Cao, L., Li, W., Feng, X., Li, J., & Yuan, F. (2021). Road Garbage Segmentation and Cleanliness Assessment Based on Semantic Segmentation Network for Cleaning Vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 70(9), 8578–8589. <https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3100264>
- [5] Ping, P., Xu, G., Kumala, E., & Gao, J. (2020). Smart Street Litter Detection and Classification Based on Faster R-CNN and Edge Computing. *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, 30(4), 537–553. <https://doi.org/10.1142/S0218194020400045>
- [6] S. Gokbudak, E. E. Tas, O. Ozer, and V. Tilegi, “Detecting Litter in Street Sweepers Using Deep Learning,” in *Eurasia Proceedings of Science, Technology, Engineering and Mathematics*, 2023, pp. 55–62. doi: 10.55549/epstem.1406224.
- [7] U. K. Lilhore, S. Simaiya, S. Dalal, and R. Damaševičius, “A smart waste classification model using hybrid CNN-LSTM with transfer learning for sustainable environment,” *Multimed Tools Appl*, vol. 83, no. 10, pp. 29505–29529, 2024, doi: 10.1007/s11042-023-16677-z.
- [8] M. M. Hossen *et al.*, “GCDN-Net: Garbage classifier deep neural network for recyclable urban waste management,” *Waste Management*, vol. 174, pp. 439–450, 2024, doi: 10.1016/j.wasman.2023.12.014.
- [9] Y. Song *et al.*, “DEEPBIN: Deep Learning Based Garbage Classification for Households Using Sustainable Natural Technologies,” *J Grid Comput*, vol. 22, no. 1, 2024, doi: 10.1007/s10723-023-09722-6.
- [10] M. M. Subashini and R. S. Vignesh, “Thermoplastic waste segregation classification system using deep learning techniques,” *Multimed Tools Appl*, vol. 83, no. 6, pp. 17451–17467, 2024, doi: 10.1007/s11042-023-16237-5.
- [11] A. Altikat, A. Gulbe, and S. Altikat, “Intelligent solid waste classification using deep convolutional neural networks,” *International Journal of Environmental Science and Technology*, vol. 19, no. 3, pp. 1285–1292, 2022, doi: 10.1007/s13762-021-03179-4.
- [12] W. Xie, X. Wang, S. Li, W. Xu, and X. Duan, “A Household Garbage Classification and Collection Device Based on Machine Vision and Deep Learning,” in *2022 4th International Conference on Robotics and Computer Vision, ICRCV 2022*, 2022, pp. 209–214. doi: 10.1109/ICRCV55858.2022.9953251.
- [13] X. Wang, “Research on Intelligent Garbage Classification Algorithm Based on Deep Learning,” in *Proceedings - 2022 International Conference on Artificial Intelligence, Information Processing and Cloud Computing, AIIPCC 2022*, 2022, pp. 413–416. doi: 10.1109/AIIPCC57291.2022.00093.
- [14] A. Goel, S. Gaur, and K. Singh, “A Novel Approach for Classification of Metals and Plastics under the methodology of Deep Learning using Convolutional Neural Networks,” in *2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies, ICCCNT 2023*, 2023. doi: 10.1109/ICCCNT56998.2023.10307663.
- [15] I. H. Al. Amin, D. V. Setyadarma, and S. Wibisono, “Integration of the Faster R-CNN Algorithm for Waste Detection in an Android Application,” *Revue d'Intelligence Artificielle*, vol. 37, no. 6, pp. 1407–1414, 2023, doi: 10.18280/ria.370604.
- [16] S. Ahmed, S. Mubarak, J. T. Du, and S. Wibowo, “Forecasting the Status of Municipal Waste in Smart Bins Using Deep Learning,” *Int J Environ Res Public Health*, vol. 19, no. 24, 2022, doi: 10.3390/ijerph192416798.
- [17] A. D. Sakti *et al.*, “Optimizing city-level centralized wastewater management system using machine learning and spatial network analysis,” *Environ Technol Innov*, vol. 32, 2023, doi: 10.1016/j.eti.2023.103360.
- [18] K. Ramasawmy and S. D. Nagowah, “Smart Waste Monitoring System Using Machine Learning for IoT-enabled Smart Green Campus,” in *International Conference on ICT Convergence*, 2023, pp. 505–510. doi: 10.1109/ICoICT58202.2023.10262609.
- [19] S. Barik, S. Naz, U. Tiwari, and M. Jain, *Machine Learning-Based Smart Waste Management in Urban Area*, vol. 1078 LNEE. 2023. doi: 10.1007/978-981-99-5974-7_39.
- [20] M. Farrús, “Automatic Speech Recognition in L2 Learning: A Review Based on PRISMA Methodology,” *Languages*, vol. 8, no. 4, 2023, doi: 10.3390/languages8040242.