

Inteligencia artificial y transición hacia un reciclaje inteligente: avances, desafíos y oportunidades

Sarichzada Chalco Llerena¹ ; Erika Edith Arroyo Condeña² 

¹Universidad Tecnológica del Perú, Perú, C24444@utp.edu.pe

²Universidad Tecnológica del Perú, Perú, C27266@utp.edu.pe

Resumen– La creciente generación de residuos sólidos urbanos (RSU), impulsada por la urbanización y el crecimiento poblacional, ha intensificado la necesidad de soluciones innovadoras para mejorar la eficiencia y sostenibilidad de los sistemas de reciclaje. En este contexto, la inteligencia artificial (IA) emerge como un habilitador tecnológico clave dentro del paradigma de las ciudades inteligentes. El presente estudio desarrolló una revisión sistemática de la literatura (RSL) con el objetivo de analizar los avances, desafíos y oportunidades asociados a la aplicación de la IA en la transición hacia un reciclaje inteligente. Se utilizó la metodología bajo el enfoque PICO filtrando la literatura científica en Scopus y web of Science entre el 2020 y 2025, de las cuales 35 artículos relevantes fueron seleccionados para su análisis profundo. Los resultados muestran que los modelos de aprendizaje profundo como redes neuronales convolucionales (CNN), YOLO, EfficientNet y modelos híbridos en la clasificación automática ya superan el umbral del 90 % de precisión. Este avance deja obsoleta la clasificación mecánica tradicional, transformando la logística de residuos en una pieza clave de la economía circular que rescata materiales antes descartados. Sin embargo, los altos costos, la fragilidad de los modelos en entornos reales y la dificultad para escalar estas soluciones siguen siendo investigaciones pendientes. El futuro se ve prometedor donde la tendencia apunta hacia una convergencia entre edge computing, robótica colaborativa y blockchain. Esta mezcla tecnológica promete un ecosistema de gestión de residuos que no solo sea inteligente, sino verdaderamente autónomo y sostenible.

Palabras Clave. Inteligencia artificial, reciclaje inteligente, residuos sólidos urbanos (RSU), aprendizaje profundo, economía circular.

I. INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, el crecimiento urbano no solo ha transformado la configuración territorial de las ciudades, sino que también ha incrementado de manera sostenida la generación de residuos sólidos urbanos (RSU), convirtiendo su gestión en un asunto crítico para la sostenibilidad global [1]. Este fenómeno de transición hacia economías circulares exige replantear los modelos tradicionales de tratamiento y disposición final, los cuales muestran limitaciones evidentes en términos de eficiencia operativa, y desempeño ambiental [2]. En este escenario, la Inteligencia Artificial (IA) ha comenzado a ocupar un lugar estratégico particularmente dentro del marco conceptual de las ciudades inteligentes, donde el análisis de datos, la automatización y el aprendizaje adaptativo permiten rediseñar procesos con mayor precisión y capacidad de respuesta [3]. Estudios recientes señalan que el aprendizaje automático (Machine Learning, ML) y el aprendizaje profundo

(Deep Learning, DL) están Transformando significativamente distintas fases como la generación, clasificación, transporte y valorización energética de los residuos [4].

La integración de IA con infraestructuras IoT, posibilita monitorear en tiempo real variables críticas como los niveles de llenado, las rutas de recolección y el desempeño de las plantas de tratamiento [5]. En el ámbito de la clasificación basada en redes neuronales convolucionales (CNN) han demostrado alta precisión en la segregación automatizada de residuos [6]. A su vez, los modelos híbridos han fortalecido la robustez del reconocimiento en entornos urbanos dinámicos [7]. Por otro lado, en el plano logístico, los algoritmos de ML permiten estimar patrones de generación de residuos y ajustar la planificación operativa con mayor eficiencia [8]. De forma complementaria, la implementación de sistemas inteligentes integrados IoT-ML fortifica la gestión operativa en contextos urbanos complejos [9]. Asimismo, la valorización energética también ha experimentado avances importantes beneficiada de la IA, donde estudios recientes reportan mejoras en el control de procesos de incineración mediante modelos de optimización en tiempo real [10]. Además, revisiones metodológicas sobre ML aplicado a la generación y disposición de residuos subrayan su potencial de esas tecnologías para reducir el impacto ambiental [11]. En esa línea, investigaciones centradas en sistemas waste-to-energy muestran que la IA contribuye a maximizar la recuperación energética y a optimizar eficiencia térmica del sistema [12]. A su vez, aplicaciones concretas de clasificación con CNN en entornos municipales han confirmado la viabilidad técnica del reciclaje automatizado como componente central de un reciclaje inteligente [13].

A pesar de estos avances, perduran brechas significativas entre el desarrollo experimental y la implementación a escala real. Los sistemas manuales continúan predominando en diversas regiones, generando ineficiencias y riesgos ocupacionales [6], [7]. Además, la variabilidad en composición de residuos dificulta la generalización de modelos generados y entrenados en datasets específicos [4], [11]. Por lo que, el pronóstico impreciso de generación de residuos impacta negativamente en la planificación logística, acrecentando costos y emisiones asociadas al transporte [8]. Asimismo, la integración de la infraestructura IoT requiere inversiones tecnológicas y capacidades técnicas que no siempre están disponibles en contextos municipales diversos [5],[9]. En procesos de incineración y valoración energética, los modelos de optimización deben adaptarse dinámicamente a

irresoluciones operativas, lo que representa un desafío técnico relevante [10],[12].

La evidencia científica indica que las CNN pueden alcanzar niveles elevados de precisión en clasificación automatizada, reduciendo errores humanos y mejorando la pureza del material reciclado [6],[13]. Los modelos híbridos incrementan la fuerza frente a variaciones ambientales [7]. En el ámbito predictivo, los algoritmos de ML han demostrado mejoras sustanciales en estimación de generación y optimización logística [8]. La integración con IoT fortalece la gestión proactiva y el monitoreo continuo [5],[9]. Asimismo, la aplicación de IA en la incineración y sistemas conversión de residuos en energía contribuye en la eficiencia energética y el desempeño ambiental [10], [12]. En este contexto, resulta pertinente sistematizar el conocimiento disponible con el fin de identificar avances consolidados, brechas persistentes, y oportunidades de investigación futura

El objetivo de la investigación es analizar los avances, desafíos y oportunidades asociados a la aplicación de la IA en la transición hacia un reciclaje inteligente, evaluando la efectividad de los sistemas de visión artificial, los sistemas híbridos de clasificación y las técnicas de optimización aplicadas a procesos de tratamiento y valorización de residuos sólidos urbanos. Finalmente, el artículo se estructura de la siguiente manera: la sección II describe la metodología adaptada para la revisión sistemática; la sección III expone los resultados vinculados con clasificación automatizada, predicción de generación y control inteligente de procesos; la sección IV examina los principales desafíos técnicos, económicos y ambientales; y la sección V expone las conclusiones y líneas futuras de investigación.

II. METODOLOGÍA

El estudio se llevó a cabo mediante una revisión sistemática de la literatura (RSL) de forma exhaustiva y ordenada, con el objetivo de analizar las tecnologías emergentes en la separación de residuos sólidos municipales. Para evidenciar la calidad científica y la recopilación de la data se aplicaron criterios rigurosos de inclusión y exclusión permitiendo la relevancia y pertinencia del estudio. Para lo cual, las bases de datos utilizadas fueron de alto impacto Scopus y web of Science en los periodos 2020 al 2025 asegurando la transparencia, la reproducción y validez de la revisión.

A. Planteando las preguntas PICO

A nivel mundial el crecimiento de la población urbana genera el aumento de residuos sólidos. Ante ello, el estudio plantea la siguiente pregunta general ¿De qué manera contribuye las tecnologías de inteligencia artificial en los sistemas de reciclaje de residuos sólidos comparándolos con los métodos tradicionales en mejorar la eficiencia, precisión y sostenibilidad del proceso de reciclaje? En seguida, se plantea las sub preguntas de investigación:

RQ1. ¿Qué tecnologías de la IA se han desarrollado para clasificar y separar de forma automatizada los residuos y cuáles son las métricas de rendimiento comparadas con métodos tradicionales?

RQ2. ¿Cuál de las etapas del proceso de reciclaje (recolección, clasificación, separación, procesamiento) y tipos de residuos se aplican con IA más efectivas basados en pruebas?

RQ3. ¿Qué barreras técnicas, económicas y operativas más relevantes limitan la implementación y escalabilidad de sistemas de reciclaje inteligente fundamentadas en IA?

RQ4. ¿Cuáles son los impactos medibles que han generado los sistemas de reciclaje fundamentados en IA en términos de eficiencia, reducción de contaminación recuperación de materiales y el aporte a la economía circular?

RQ5. ¿Cuáles son las direcciones emergentes de investigación y desarrollo en reciclaje inteligente, y qué oportunidades de integración tecnológica se identifican para el futuro?

B. Selección de las palabras claves

Para el desarrollo de la revisión sistemática de la literatura (RSL), se llevó a cabo una búsqueda especializada de artículos científicos mediante la identificación y selección de palabras clave representativas del tema de estudio, las cuales se definieron a partir de los conceptos centrales de la investigación y de términos sinónimos o relacionados, con el fin de maximizar la recuperación de documentos relevantes en las bases de datos seleccionadas. Estas palabras clave se organizaron estratégicamente mediante el uso de operadores booleanos (AND, OR) y combinaciones específicas, adaptadas a cada plataforma bibliográfica, y se incluyeron variaciones terminológicas en los idiomas inglés y español para ampliar el alcance de los resultados y minimizar sesgos en la selección de fuentes, garantizando así la exhaustividad, coherencia y reproducibilidad del proceso de búsqueda.

TABLA I
PALABRAS CALAVES

Nº	Significado de Palabra PICO	Término de la pregunta PICO	Sintaxis de la ecuación de búsqueda
P	Problema / Población	Sistemas de reciclaje de residuos sólidos municipales	"Municipal solid waste" OR "Municipal solid waste" OR "Urban waste" OR "Household waste" OR "Waste management" OR "Recycling systems"
I	Intervención	Tecnologías de inteligencia artificial	"Artificial Intelligence" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning" OR "Computer Vision" OR "Neural Networks" OR "Convolutional Neural Networks" OR "Image Recognition" OR "Robotic Sorting" OR "Automated Sorting" OR "Smart Recycling" OR "Smart Waste Sorting"
C	Comparación	Métodos tradicionales de reciclaje	"Manual sorting" OR "Traditional methods" OR "Conventional recycling" OR

			"Mechanical sorting" OR "Human sorting Non-automated systems"
O	Resultados	Eficiencia operativa, precisión en clasificación, tasas de recuperación de materiales, sostenibilidad económica y ambiental	"Recycling efficiency" OR "Sorting accuracy" OR "Material recovery" OR "Resource recovery" OR "Circular economy" OR "Sustainability" OR "Environmental impact" OR "Economic viability" OR "Performance metrics" OR "Waste to resource" OR "Contamination rate"

C. Ecuación de búsqueda en SCOPUS

La búsqueda de información para elaborar la RSL se llevó a cabo en dos bases de datos científicas, Scopus y Web of Science, y se estructuró una ecuación de búsqueda basada en la metodología PICO. (TITLE-ABS-KEY ("Municipal solid waste" OR "Municipal solid waste" OR "Urban waste" OR "Household waste" OR "Waste management" OR "Recycling systems") AND TITLE-ABS-KEY ("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning" OR "Computer Vision" OR "Neural Networks" OR "Convolutional Neural Networks" OR "Image Recognition" OR "Robotic Sorting" OR "Automated Sorting" OR "Smart Recycling" OR "Smart Waste Sorting") AND TITLE-ABS-KEY ("Manual sorting" OR "Traditional methods" OR "Conventional recycling" OR "Mechanical sorting" OR "Human sorting Non-automated systems") AND TITLE-ABS-KEY ("Recycling efficiency" OR "Sorting accuracy" OR "Material recovery" OR "Resource recovery" OR "Circular economy" OR "Sustainability" OR "Environmental impact" OR "Economic viability" OR "Performance metrics" OR "Waste to resource" OR "Contamination rate")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE , "cp") OR LIMIT-TO (DOCTYPE , "re"))

D. Ecuación de búsqueda en WOS

("Municipal solid waste" OR "Municipal solid waste" OR "Urban waste" OR "Household waste" OR "Waste management" OR "Recycling systems") AND TITLE-ABS-KEY ("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning" OR "Computer Vision" OR "Neural Networks" OR "Convolutional Neural Networks" OR "Image Recognition" OR "Robotic Sorting" OR "Automated Sorting" OR "Smart Recycling" OR "Smart Waste Sorting") AND TITLE-ABS-KEY ("Manual sorting" OR "Traditional methods" OR "Conventional recycling" OR "Mechanical sorting" OR "Human sorting Non-automated systems") AND TITLE-ABS-KEY ("Recycling efficiency" OR "Sorting accuracy" OR "Material recovery" OR "Resource recovery" OR "Circular economy" OR "Sustainability" OR "Environmental impact" OR "Economic viability" OR "Performance metrics" OR "Waste to resource" OR "Contamination rate")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE , "cp") OR LIMIT-TO (DOCTYPE , "re"))) and 2026 or 2025 or 2024 or 2023 or 2022 or 2021 or

2020 (PublicationYears) and 2026 or 2025 or 2024 or 2023 or 2022 or 2021 or 2020 (Publication Years)

E. Inclusión y exclusión

Para garantizar una búsqueda rigurosa de la información, se establecieron criterios de inclusión y exclusión, los cuales se detallan a continuación. Criterios de inclusión: Publicaciones comprendidas entre los años 2020 y 2025; artículos originales y de revisión; actas de conferencias indexadas con acceso y texto completo; documentos en idioma inglés, español y portugués; estudios relacionados con el reciclaje y la clasificación de residuos sólidos municipales; artículos revisados por pares y documentos técnicos relevantes. Criterios de exclusión: Publicaciones anteriores al año 2020; editoriales y otros textos no científicos; tesis de pregrado; documentos en idiomas distintos a los establecidos; estudios enfocados en residuos sólidos industriales, electrónicos, hospitalarios o agrícolas; y aquellos sin acceso a texto completo.

F. Registros identificados para su revisión, Prisma

En la fase de identificación se obtuvieron 160 registros: 64 provenientes de Scopus y 96 de Web of Science. Se detectaron 3 registros duplicados y no se eliminaron registros por otros motivos ni mediante herramientas automatizadas. Para la etapa de cribado quedaron 157 registros, sin exclusiones en esta fase. Posteriormente, se intentó recuperar los 157 informes, de los cuales 67 no pudieron obtenerse debido a la falta de acceso, por lo que quedaron 90 registros para la evaluación de elegibilidad.

Tras revisar estos 90 informes, se excluyeron 45 por título y 10 por resumen, quedando finalmente incluidos en la revisión un total de 35 artículos. Ver fig. 1.

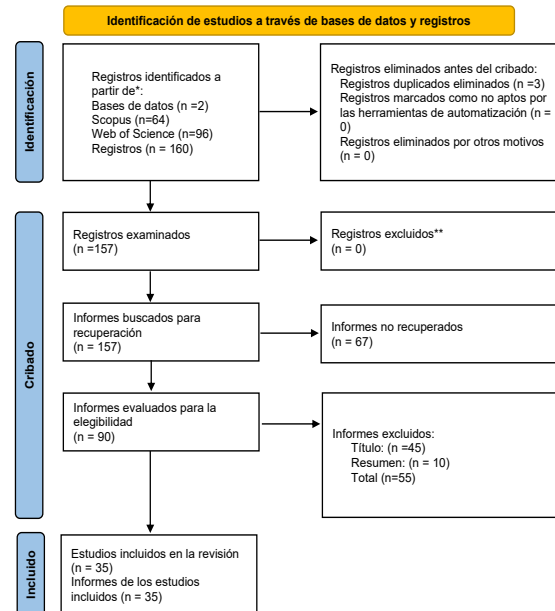


Fig. 1 Registros identificados, flujo prisma.

III. RESULTADOS

Luego de la búsqueda exhaustiva utilizando el enfoque PICO, se obtuvo 35 artículos para su análisis crítico, las cuales constituyeron como evidencia en esta revisión. Estos hallazgos revelaron que la inteligencia artificial y la gestión de residuos tienen una maduración significativa en orientarse a una transición de modelos experimentales hacia sistemas automatizadas de alta precisión en un tiempo real. En seguida se presentan los resultados de manera estructurada y sistemática. Primero se analizan los avances tecnológicos, luego los desafíos técnicos y económicos que limitan la escalabilidad, y finalizando con las oportunidades estratégicas que ofrecen la digitalización de esa manera consolidar modelos económico circulares que den funcionamiento en la actualidad.

A. Desarrollando las preguntas PICO

RQ1. ¿Qué tecnologías de la IA se han desarrollado para clasificar y separar de forma automatizada los residuos y cuáles son las métricas de rendimiento comparadas con métodos tradicionales?

Los artículos examinados muestran cambios de métodos manuales o mecánicos en dirección hacia sistemas que se basan con visión artificial, redes neuronales convolucionales y aprendizaje profundo con arquitectura híbrida. Se evalúan estas tecnologías mediante métricas estándar como precisión, sin errores, mediante modelos sólidos equilibrados con velocidad de procesar en vivo y directo. Estos modelos de la IA sobrepasan en el desempeño del hombre y lo convencional, confirmando que, la automatización inteligente es uno de los pilares tecnificados del moderno reciclaje.

TABLA II
TECNOLOGÍA IA, MÉTODOS TRADICIONALES Y METRICAS DE RENDIMIENTO COMPARADO

Autores	Tecnología IA	Métodos tradicionales	Métricas
Giovanni et al. [14]	YOLOv8, Faster R-CNN	Clasificación manual	Mayor precisión, recall y velocidad
Aberger et al. [15]	Visión artificial	Inspección humana	Mayor exactitud, menor error
Le & Ngo [16]	YOLOv4, YOLOv3	Inspección visual	Mayor eficiencia
Kochanek et al. [17]	CNN	Sistemas mecánicos	Mejor rendimiento
Jayaraman & Lakshminarayanan [18]	CNN profundas	Clasificación manual	Mayor precisión
Santoso et al. [19]	EfficientNet (TL)	Métodos tradicionales	Mayor exactitud
Wilts et al. [20]	Sensores + IA	Clasificación manual	Reducción de errores
Fang et al. [2]	CNN, deep learning	Sistemas mecánicos	Mayor exactitud

Nesmachnow et al. [21]	Redes neuronales	Separación manual	Mayor eficiencia
Rahmatulloh et al. [22]	YOLOv7-tiny	Humanos	Alta precisión y rapidez
Gondal et al. [23]	CNN multiclase	Métodos convencionales	Mayor exactitud
Namoun et al. [24]	ML y DL	Clasificación manual	Mejor desempeño
Balaji et al. [25]	VGG-16	Técnicas tradicionales	Precisión superior
Chen [26]	ML-CNN	Sistemas mecánicos	Mayor exactitud
Huang et al. [27]	Vision Transformers	Enfoques clásicos	Mayor precisión
Fan et al. [28]	CNN ligeras	Métodos tradicionales	Alta exactitud, bajo costo
Onur et al. [29]	Visión artificial	Inspección humana	Mayor eficiencia
Namoun, Hussein, et al. [30]	Deep learning	Sistemas tradicionales	Mejor rendimiento
Nahiduzzaman et al. [31]	CNN multietapa	Procesos manuales	Mayor precisión
Chau et al. [32]	CNN	Clasificación manual	Mejores métricas
Xia et al. [33]	CNN + transfer learning	Métodos clásicos	Mayor exactitud
Rajalakshmi et al. [34]	RetinaNet	Inspección visual	Detección más precisa
Alourani et al. [35]	VGG-19, MobileNet V2	Técnicas tradicionales	Mayor rendimiento
Yang et al. [36]	Machine Learning	Métodos estadísticos	Mejores predicciones
Velis et al. [37]	Random Forest	Planificación manual	Mayor eficiencia
Zhang et al. [38]	Sensores inteligentes	Clasificación humana	Menor error
Arishi, [39]	YOLOv8 optimizado	Métodos convencionales	Mayor exactitud
Cai et al. [40]	CNN-Transformer	Modelos simples	Precisión superior
Lin [41]	PCANet + SDenseNet	Técnicas clásicas	Mejor reconocimiento
Feng et al. [42]	EfficientNet	Modelos tradicionales	Mayor exactitud
Lakhout, [43]	Visión artificial	Separación manual	Mejor precisión
Alsabt et al. [44]	SVM, Random Forest	Humanos	Mayor desempeño
Ahmed et al. [45]	Deep learning	Técnicas tradicionales	Mayor eficiencia
Olawade et al. [46]	IA visual	Métodos manuales	Menos errores y costos
Gaurav et al. [47]	VGG16 (TL)	Enfoques clásicos	Mayor precisión

RQ2. ¿Cuál de las etapas del proceso de reciclaje (recolección, clasificación, separación, procesamiento) y tipos de residuos se aplican con IA más efectivas basados en pruebas?

La concentración de mayores avances tecnológicos según los artículos revisados muestra la clasificación y separación automática de materiales reciclables. También obtuvieron resultados altamente favorables al implementar la IA en residuos metálicos, plásticos, papel y residuos no clasificados. Permitido mejorar la operatividad con mejor eficiencia, de esa manera reducir los errores humanos.

ETAPA DEL PROCESO, TIPO DE RESIDUO, APLICACIÓN EFECTIVA DE LA IA Y EVIDENCIA CUANTITATIVA

Autores	Etapas del Proceso	Tipo de residuo	Aplicación efectiva de la IA	Evidencia cuantitativa
Giovanni et al. [14]; Santoso et al. [19]; Balaji et al. [25]; Gaurav et al. [47]	Clasificación	Plásticos, metales, RSU mixtos	Visión artificial y CNN para clasificación automática	Precisión >90%
berger et al. [15]; Jayaraman & Lakshminarayanan [18]; Onur et al. [29]	Clasificación	RSU mixtos	Visión artificial para inspección y segregación	Menor error frente a clasificación manual
Le y Ngo [16]; Rahmatulloh et al. [22]; Arishi [39]	Clasificación / Separación	Plástico, papel	YOLO y deep learning en tiempo real	Procesamiento en tiempo real (>25 FPS)
Kochanek et al. [17]; Fang et al. [2]; Chau et al. [32]	Clasificación / Separación	Residuos reciclables	CNN para optimización de segregación	Mejora del rendimiento del proceso
Gondal et al. [23]; Feng et al. [42]; Xia et al. [33]	Clasificación	Residuos multiclase	Deep learning multiclase	Exactitud y F1-score superiores
Huang et al. [27]; Cai et al. [40]	Clasificación	Residuos complejos y mixtos	Modelos híbridos CNN-Transformer	Mejora significativa de la precisión
Rajalakshmi et al. [34]; Alourani et al. [35]	Clasificación	Residuos reciclables	Redes CNN optimizadas	Mayor precisión en detección
Fan et al. [28]; Lin [41]	Clasificación	RSU	Redes neuronales ligeras	Alta exactitud con menor costo computacional
Zhang et al. [38]; Alsabt et al. [44]	Clasificación	RSU	Sensores inteligentes + ML clásico	Menor tasa de error
Lakhoui [43]; Olawade et al. [46]	Clasificación	RSU	IA visual para segregación	Reducción de errores operativos

Nesmachnow et al. [21]; Namoun et al. [24]	Procesamiento	RSU	Optimización algorítmica del flujo	Incremento de eficiencia del sistema
Chen [26]; Ahmed et al. [45]	Procesamiento	RSU	Control inteligente del tratamiento	Reducción de fallas y tiempos
Wilts et al. [20]; Yang et al. [36]; Velis et al. [37]	Recolección / Planificación	RSU	IA para predicción y logística	Mejora en planificación operativa
Namoun, Hussein, et al. [30]	Procesamiento	RSU	Deep learning aplicado a plantas	Mejor rendimiento global
Nahiduzzaman et al. [31]	Clasificación	Residuos reciclables	CNN multietapa	Mayor precisión y robustez

RQ3. ¿Qué barreras técnicas, económicas y operativas más relevantes limitan la implementación y escalabilidad de sistemas de reciclaje inteligente fundamentadas en IA?

En la revisión se identificaron limitaciones técnicas, quiere decir que los modelos no tienen buen funcionamiento en diferentes lugares y no pueden integrarse con infraestructuras ya existentes. Paralelamente, los altos costos iniciales de inversión y operación continúan siendo un obstáculo significativo, especialmente en contextos urbanos con recursos limitados. En el ámbito operativo, la capacitación del personal y la resistencia al cambio tecnológico también influyen negativamente. Estas restricciones explican por qué muchas soluciones aún permanecen en fase piloto o experimental.

BARRERAS TÉCNICAS, ECONÓMICAS Y OPERATIVAS

Autores	Barreras técnicas	Barreras económicas	Barreras operativas
Giovanni et al. [14]	Baja precisión en campo	Alto costo inicial	Integración con plantas
Aberger et al. [15]	Falta de datos/sensores	Infraestructura cara	Mantenimiento
Le & Ngo [16]	Datasets grandes requeridos	Inversión elevada	Capacitación
Kochanek et al. [17]	Alta demanda computacional	Equipos costosos	Operación compleja
Jayaraman & Lakshminarayanan [18]	Sensibilidad ambiental	Escalabilidad limitada	Ajustes frecuentes
Santoso et al. [19]	Falta de estandarización	Retorno incierto	Dependencia técnica
Wilts et al. [20]	Hardware limitado	Coste energético	Fallos productivos
Fang et al. [2]	Modelos poco robustos	Financiamiento limitado	Interrupciones
Nesmachnow et al. [21]	Problemas de generalización	Costos de actualización	Adaptación local
Rahmatulloh et al. [22]	Infraestructura insuficiente	Alto CAPEX	Gestión operativa
Gondal et al. [23]	Sensores imprecisos	Mantenimiento caro	Control continuo

Namoun et al. [24]	Falta de datos etiquetados	Presupuesto bajo	Falta de expertos
Balaji et al. [25]	Procesamiento lento	Costos operativos	Flujo inestable
Chen [26]	Integración con sistemas antiguos	Actualización costosa	Resistencia al cambio
Huang et al. [27]	Robustez limitada	Inversión tecnológica	Supervisión humana
Fan et al. [28]	Tiempo real difícil	Coste energético	Ajustes constantes
Onur et al. [29]	Errores por suciedad	Limpieza frecuente	Paradas técnicas
Namoun, Hussein, et al. [30]	Escalabilidad técnica	Alto costo	Logística compleja
Nahiduzzaman et al. [31]	Sensores complejos	Equipos caros	Instalación difícil
Chau et al. [32]	Baja interoperabilidad	Retorno lento	Coordinación
Xia et al. [33]	Variabilidad del residuo	Costos de adaptación	Clasificación híbrida
Rajalakshmi et al. [34]	Problemas de calibración	Soporte caro	Control permanente
Alourani et al. [35]	Infraestructura obsoleta	Modernización costosa	Operación mixta
Yang et al. [36]	Limitaciones algorítmicas	Riesgo financiero	Procesos lentos
Velis et al. [37]	Fallas en automatización	Costos energéticos	Dependencia humana
Zhang et al. [38]	Sensibilidad ambiental	Alta inversión	Ajustes operativos
Arishi, [39]	Hardware insuficiente	Presupuesto alto	Instalación técnica
Cai et al. [40]	Datos incompletos	Financiamiento limitado	Monitoreo
Lin [41]	Complejidad del sistema	Costos elevados	Gestión técnica
Feng et al. [42]	Robustez insuficiente	Costos de expansión	Operación continua
Lakhout, [43]	Reentrenamiento frecuente	Coste prolongado	Interrupciones
Alsabt et al. [44]	Integración deficiente	Inversión fuerte	Curva de aprendizaje
Ahmed et al. [45]	Problemas en despliegue	Costos indirectos	Fallos sincronía
Olawade et al. [46]	Adaptabilidad limitada	Costos de despliegue	Dependencia humana
Gaurav et al. [47]	Sensibilidad a variabilidad	Rentabilidad incierta	Control operativo

RQ4. ¿Cuáles son los impactos medibles que han generado los sistemas de reciclaje fundamentados en IA en términos de eficiencia, reducción de contaminación, recuperación de materiales y el aporte a la economía circular?

Los resultados muestran incrementos sustanciales en la precisión de clasificación, junto con disminuciones relevantes en la segregación incorrecta de residuos. Además, los modelos predictivos contribuyen a una mejor planificación logística y optimización de recursos energéticos. Estos beneficios fortalecen la sostenibilidad ambiental y económica de las

plantas de tratamiento. Por tanto, la IA se consolida como un catalizador fundamental de la economía circular urbana.

TABLA V
DIMENSIÓN DE IMPACTO, TIPO DE SISTEMA IA E IMPACTO MEDIBLE REPORTADO

Autores	Dimensión de impacto	Tipo de sistema IA	Impacto medible reportado
Giovanni et al. [14]; Rahmatulloh et al. [22]; Xia et al. [33]	Eficiencia operativa	Visión artificial y deep learning	Incremento de precisión y velocidad (>20%)
Aberger et al. [15]; Jayaraman & Lakshminarayanan [18]; Onur et al. [29]	Reducción de contaminación	Clasificación automática	Reducción de residuos mal segregados (>30%)
Le & Ngo [16]; Santoso et al. [19]; Balaji et al. [25]	Eficiencia operativa	CNN con transfer learning	Accuracy superior al 90%
Kochanek et al. [17]; Fang et al. [2]; Chau et al. [32]	Economía circular	Deep learning multiclase	Mayor recuperación de materiales valorizables
Wilts et al. [20]; Yang et al. [36]; Velis et al. [37]	Gestión sostenible	Machine learning predictivo	Mejora en planificación y logística
Nesmachnow et al. [21]; Namoun et al. [24]; Namoun, Hussein, et al. [30]	Eficiencia operativa	Optimización algorítmica y deep learning	Incremento global de eficiencia del sistema
Gondal et al. [23]; Feng et al. [42]	Precisión del sistema	CNN multiclase	F1-score y accuracy superiores
Chen [26]; Ahmed et al. [45]	Optimización de procesos	Sistemas IA híbridos	Reducción de fallas y tiempos operativos
Huang et al. [27]; Cai et al. [40]	Rendimiento tecnológico	CNN–Transformer	Mejora significativa del rendimiento
Fan et al. [28]; Lin [41]	Eficiencia energética	Redes neuronales ligeras	Menor costo computacional
Zhang et al. [38]; Alsabt et al. [44]	Reducción de errores	Sensores inteligentes + ML	Disminución de errores de clasificación
Rajalakshmi et al. [34]; Alourani et al. [35]	Recuperación de materiales	CNN optimizadas	Incremento del material aprovechable
Nahiduzzaman et al. [31]	Robustez del sistema	CNN multietapa	Mayor estabilidad y precisión
Lakhout [43]; Olawade et al. [46]	Sostenibilidad ambiental	Visión artificial	Reducción de impactos ambientales indirectos
Gaurav et al. [47]	Eficiencia operativa	CNN (transfer learning)	Precisión superior al 90%
Arishi [39]	Eficiencia operativa	Visión artificial (YOLO)	Incremento de precisión en clasificación automática

RQ5. ¿Cuáles son las direcciones emergentes de investigación y desarrollo en reciclaje inteligente, y qué oportunidades de integración tecnológica se identifican para el futuro?

Las direcciones emergentes de investigación revelan un enfoque creciente hacia sistemas más autónomos, robustos y escalables, capaces de operar en entornos urbanos complejos. Como tendencia estrategia para la gestión integral de residuos sólidos se integran diferentes tecnologías como IoT, blockchain y gemelos digitales. Además, se observan interés por el uso de transformers, edge computing, robóticas colaborativas y fusión multisensorial. En las ciudades sostenibles del futuro se proyecta reciclaje inteligente para aumentar la residencia operativa y mejorar la trazabilidad de los materiales de esa manera reducir costos.

TABLA VI
 DIRECCIONES EMERGENTES DE INVESTIGACIÓN Y
 DESARROLLO EN RECICLAJE INTELIGENTE Y OPORTUNIDADES
 DE INTEGRACIÓN TECNOLÓGICA

Autores	Direcciones emergentes de I+D	Integración tecnológica futura
Giovanni et al. [14]	Ampliar y diversificar datasets	Multisensores e IoT
Aberger et al. [15]	Clasificación automática avanzada	Visión + robótica
Le & Ngo [16]	Transformers en visión	Sensores ópticos
Kochanek et al. [17]	Estandarización de datos	Plataformas interoperables
Jayaraman & Lakshminarayanan [18]	Modelos robustos en campo	Sistemas híbridos
Santoso et al. [19]	Transfer learning	Redes colaborativas
Wilts et al. [20]	Sensores inteligentes	IA embebida
Fang et al. [2]	Deep learning multimodal	Fusión sensorial
Nesmachnow et al. [21]	Optimización algorítmica	Sistemas autónomos
Rahmatulloh et al. [22]	Modelos ligeros en tiempo real	Edge computing
Gondal et al. [23]	Arquitecturas multiclasa	Robótica industrial
Namoun et al. [24]	Aprendizaje automático escalable	Plataformas cloud
Balaji et al. [25]	Redes profundas eficientes	Hardware dedicado
Chen [26]	Modelos híbridos CNN-ML	Sistemas ciberfísicos
Huang et al. [27]	Transformers optimizados	Infraestructura inteligente
Fan et al. [28]	Redes compactas	Edge AI
Onur et al. [29]	Automatización total	Líneas robotizadas
Namoun, Hussein, et al. [30]	IA explicable	Gestión inteligente
Nahiduzzaman et al. [31]	Modelos multietapa	Control adaptativo
Chau et al. [32]	Transfer learning	Integración industrial
Xia et al. [33]	Aprendizaje multimodal	Sensores múltiples
Rajalakshmi et al. [34]	Detección avanzada	Sistemas robóticos
Alourani et al. [35]	Redes eficientes	Plataformas híbridas

Yang et al. [36]	Modelos predictivos	Sistemas de apoyo
Velis et al. [37]	Analítica inteligente	Gemelos digitales
Zhang et al. [38]	Clasificación autónoma	Infraestructura smart
Arishi, [39]	YOLO optimizado	Sensores industriales
Cai et al. [40]	CNN-Transformer	Sistemas integrados
Lin [41]	Redes combinadas	Arquitecturas modulares
Feng et al. [42]	Modelos eficientes	Hardware acelerador
Lakhoui, [43]	Prevención de residuos con IA	Sistemas urbanos
Alsabt et al. [44]	IA + IoT + blockchain	Plataformas circulares
Ahmed et al. [45]	Optimización continua	Automatización total
Olawade et al. [46]	Aprendizaje profundo y refuerzo	Sistemas autónomos
Gaurav et al. [47]	Sensores adicionales (peso, material)	Fusión multisensor

IV. DISCUSIÓN

Tras revisar la evidencia disponible, queda claro que la inteligencia artificial ha marcado un antes y un después frente a los métodos tradicionales de clasificación. No es solo una mejora incremental, se está viviendo como arquitecturas como YOLO y CNN elevan la eficiencia operativa por encima del 20% [14], [23], [34], alcanzando niveles de precisión que superan el 90% gracias al uso de transferencia de aprendizaje [26], [19]. Sin embargo, autores como Huang et al. [28] y Cai et al. [41] sugieren que para escenarios realmente complejos donde la basura este muy mezclada o contaminada los modelos híbridos CNN-transformer ofrecen una robustez que las redes convencionales no alcanzan en entornos no controlados. A todo esto, el rendimiento debe ser interpretado con cautela. Al evaluar la calidad de los 35 estudios seleccionados, se identificó un sesgo de publicación hacia resultados positivos en entornos controlados, con una escasa representación de fallas en campo. Asimismo, existe un sesgo geográfico notable: la mayoría de los datasets (TrashNet) provienen de contextos urbanos específicos de países desarrollados. Esto limita la capacidad de generalización de los modelos en regiones como América Latina, donde la composición de los residuos y las condiciones de recolección difieren drásticamente

A pesar de la alta precisión reportada (>90%), existe una discrepancia entre los entornos controlados de laboratorio y la operatividad industrial. Es aquí donde la teoría se enfrenta con la realidad. Existe una brecha evidente en los resultados limpios de un laboratorio y el caos de una planta industrial. Onur et al. [29] y Giovanni et al. [14] mencionan como una iluminación deficiente o la simple suciedad en los residuos pueden desplomar la precisión del sistema. Esta sensibilidad ambiental, señalada también por Jayaraman y Lakshminarayanan [18], nos lleva a una conclusión compartida por Fang et al. [2] y Xia et

al. [33]: no se necesitan modelos más complejos, sino datasets más variados y reales. Aunque algunos autores mantienen un optimismo firme sobre la estabilidad de las redes multiclasa [23], la mayoría coincide en que la generalización sigue siendo el gran desafío pendiente. Esta brecha sugiere que la robustez tecnológica actual es insuficiente para una transición autónoma total, requiriendo sistemas híbridos que combinen la visión artificial con sensores multispectrales para mitigar los sesgos de los datasets de entrenamiento, que suelen estar compuestos por objetos limpios y perfectamente iluminados.

Desde el punto de vista económico y la operatividad, el panorama es agradable. La barrera de entrada es alta, el hardware especializado y la voracidad computacional de estos sistemas dificultan su adopción a gran escala [16], [17], [31], sin mencionar lo difícil que es integrarlos en las infraestructuras antiguas [26], [36]. Sin embargo, hay una luz al final del túnel, la tendencia hacia redes neuronales ligeras [28], [41] demuestran que es posible ser eficientes sin disparar el consumo energético, lo que abre una puerta real para la implementación en países en desarrollo.

La viabilidad de implementar sistemas basados en CNN y YOLO en municipalidades de América Latina y el Caribe (ALC) enfrenta desafíos estructurales únicos. A diferencia de contextos europeos o asiáticos, el costo de adquisición de hardware especializado (GPUs de alto rendimiento) y sensores IoT representa una inversión significativa para presupuestos municipales limitados en la región. No obstante, la adopción de redes neuronales ligeras como las propuestas por Fan et al. [2] surge como una alternativa viable, permitiendo el procesamiento en dispositivos de bajo costo (Edge Computing) que reducen la dependencia de infraestructuras de nube costosas. La implementación progresiva, comenzando con la optimización logística de rutas mediante Machine Learning, presenta un retorno de inversión más inmediato para las ciudades de ALC que la automatización total de plantas de separación.

En cuanto al impacto ambiental, el consenso es casi total. La IA no solo clasifica mejor, sino que permite una logística más inteligente, optimizando rutas y reduciendo emisiones [20], [36], [37]. El beneficio es sistémico: más material recuperado y menos impacto ambiental [34], [35], [43], [46]. Eso sí, autores como Gaurav et al. [47] nos recuerdan que la rentabilidad económica sigue atada al contexto local y al volumen de residuos, lo que impide, por ahora, hablar de una solución universal.

Mirando hacia adelante, el futuro parece ser multimodal. La idea ya no es confiar solo en sensores ópticos, sino integrar peso y espectroscopía en un solo ecosistema [14], [2], [33], quizás incluso apoyado por gemelos digitales para gestionar ciudades enteras [20], [37]. Al final, el éxito no vendrá de una tecnología aislada, sino de la capacidad de combinar IA explicable para

ganar confianza institucional [24], [30] con herramientas como blockchain e IoT para garantizar que el rastro de cada residuo sea transparente [44]. El reciclaje inteligente del futuro será, ante todo, una arquitectura integrada y adaptada a cada realidad local.

V. CONCLUSIONES

La investigación analizó sistemáticamente los avances, desafíos y oportunidades de la inteligencia artificial en la transición orientada al reciclaje inteligente, donde se demuestra que la IA mejora la presión, eficiencia y la sostenibilidad del sistema de gestión de los residuos sólidos urbanos. Sin embargo, se identificaron barreras que limitan la escalabilidad. También se establecieron líneas para futuras investigaciones, confirmando que la IA es clave para consolidar modelos de economía circular en ciudades inteligentes.

Los métodos manuales y mecánicos tradicionales son superados ampliamente por los modelos basados en aprendizaje profundo las cuales son: CNN, YOLO, EfficientNet y arquitecturas híbridas CNN-transformer las cuales alcanzan superiores al 90% de precisión, más velocidad en proceso y estabilidad operativa. Estas se consideran tecnologías dominantes en clasificar automáticamente los residuos. Además, obtuvieron resultados altamente favorables al implementar la IA en residuos metálicos, plásticos, papel y residuos no clasificados. También muestra resultados positivos en recolección y planificación logística mediante modelos predictivos. Por lo que, la clasificación automática es el punto de mayor madurez tecnológica dentro del proceso de reciclaje.

Las principales limitaciones son los altos costos iniciales, demanda de hardware especializado, necesidad de grandes datasets etiquetados, baja robustez en entornos reales y dificultades de integración con infraestructura existente. Estas barreras explican que muchas soluciones aún se mantengan en fase piloto. Por otro lado, los sistemas inteligentes generan incrementos superiores al 20 % en eficiencia operativa, reducciones mayores al 30 % en errores de segregación y mejoras significativas en recuperación de materiales valorizables. Además, optimizan la logística y reducen impactos ambientales indirectos, fortaleciendo la economía circular urbana.

Las tendencias futuras incluyen modelos híbridos más robustos, edge computing, fusión multisensorial, robótica colaborativa e integración con IoT, blockchain y gemelos digitales. El futuro del reciclaje inteligente dependerá de ecosistemas tecnológicos integrados y adaptables a contextos locales. Las futuras líneas de investigación deberían enfocarse en la validación de estos sistemas en condiciones operativas reales, el análisis de su impacto socioeconómico ambiental a largo plazo y el diseño de modelos de negocio que faciliten su adopción en contextos con recursos limitados. Solo mediante un enfoque multidisciplinario, colaborativo y orientado a la

implementación practica será posible aprovechar plenamente el potencial de la inteligencia artificial para resolver uno de los desafíos ambientales más urgentes de las ciudades contemporáneas la gestión sostenible de los residuos urbanos.

REFERENCIAS

- [1] A. Eljaouhari, A. Samadhiya, A. Kumar, E. Mulat-weldemeskel, S. Luthra, and R. Kumar, "Turning trash into treasure: Exploring the potential of AI in municipal waste management - An in-depth review and future prospects," Jan. 01, 2025, Academic Press. doi: 10.1016/j.jenvman.2024.123658.
- [2] B. Fang et al., "Artificial intelligence for waste management in smart cities: a review," Aug. 01, 2023, Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. doi: 10.1007/s10311-023-01604-3.
- [3] R. Rao et al., "AI-powered municipal solid waste management: a comprehensive review from generation to utilization," 2025, Frontiers Media SA. doi: 10.3389/fenrg.2025.1670679.
- [4] M. Idrovo-Hurel, A. Morán-Herrera, and D. Peralta, "Applications of artificial intelligence in urban solid waste management: A systematic literature review," International Journal of Innovative Research and Scientific Studies, vol. 8, no. 2, pp. 3350–3363, Apr. 2025, doi: 10.53894/ijirss.v8i2.6010.
- [5] S. V. T. Dao, T. M. Le, H. M. Tran, H. V. Pham, M. T. Vu, and T. Chu, "Integrating artificial intelligence for sustainable waste management: Insights from machine learning and deep learning," Jan. 01, 2025, KeAi Communications Co. doi: 10.1016/j.wsee.2025.07.001.
- [6] J. M. Sánchez Yáñez and L. Márquez Benavides, "Gestión de residuos sólidos y la inteligencia artificial en el contexto mexicano," Ciencia Nicolaita, no. 90, Apr. 2024, doi: 10.35830/cn.vi90.722.
- [7] H. Zhang, H. Cao, Y. Zhou, C. Gu, and D. Li, "Hybrid deep learning model for accurate classification of solid waste in the society," Urban Clim., vol. 49, May 2023, doi: 10.1016/j.uclim.2023.101485.
- [8] S. Alam, M. Rokonzaman, K. S. Rahman, and W. S. Tan, "A comparative analysis of forecasting algorithms for predicting municipal solid waste generation in Chittagong City," International Journal of Environmental Science and Technology, vol. 22, no. 14, pp. 14213–14224, Oct. 2025, doi: 10.1007/s13762-025-06488-0.
- [9] S. Fuqaha and N. Nursetiawan, "Artificial Intelligence and IoT for Smart Waste Management: Challenges, Opportunities, and Future Directions," Journal of Future Artificial Intelligence and Technologies, vol. 2, no. 1, pp. 24–46, Apr. 2025, doi: 10.62411/faith.3048-3719-85.
- [10] J. Tang, T. Wang, H. Xia, and C. Cui, "An Overview of Artificial Intelligence Application for Optimal Control of Municipal Solid Waste Incineration Process," Sustainability (Switzerland), vol. 16, no. 5, Mar. 2024, doi: 10.3390/su16052042.
- [11] A. Namoun, A. Tufail, M. Y. Khan, A. Alrehaili, T. A. Syed, and O. BenRhouma, "Solid Waste Generation and Disposal Using Machine Learning Approaches: A Survey of Solutions and Challenges," Oct. 01, 2022, MDPI. doi: 10.3390/su142013578.
- [12] A. A. Hussain, F. Elhamami, L. Al Qahtani, M. Aldossary, A. A. Hasanaath, and H. K. Mewada, "Design and Implementation of an IoT and ML-based Smart Waste Management System," in ACM International Conference Proceeding Series, Association for Computing Machinery, Jun. 2025, pp. 231–240. doi: 10.1145/3718391.3718431.
- [13] M. Tarequzzaman, M. A. Akash, Z. Hossain, M. S. Reza, and S. Haque, "Enhancing waste management through municipal solid waste classification: a convolutional neural network approach," IAES International Journal of Artificial Intelligence, vol. 14, no. 6, pp. 4775–4786, Dec. 2025, doi: 10.11591/ijai.v14.i6.pp4775-4786.
- [14] E. D. Giovanni, Steven, S. Achmad, and R. Sutoyo, "AUTOMATED GARBAGE CLASSIFICATION SYSTEM: OBJECT DETECTION AND CLASSIFICATION TECHNIQUES," ICIC Express Letters, Part B: Applications, vol. 16, no. 12, pp. 1265–1274, Dec. 2025, doi: 10.24507/iceib.16.12.1265.
- [15] J. Aberger, S. Shami, B. Häcker, J. Pestana, K. Khodier, and R. Sarc, "Prototype of AI-powered assistance system for digitalisation of manual waste sorting," Waste Management, vol. 194, pp. 366–378, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.wasman.2025.01.027.
- [16] H. T. N. Le and H. Q. T. Ngo, "Application of the vision-based deep learning technique for waste classification using the robotic manipulation system," International Journal of Cognitive Computing in Engineering, vol. 6, pp. 391–400, Dec. 2025, doi: 10.1016/j.ijcce.2025.02.005.
- [17] A. Kochanek et al., "Integration of GIS, Big Data, and Artificial Intelligence in Modern Waste Management Systems—A Comprehensive Review," Jan. 01, 2026, Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). doi: 10.3390/su18010385.
- [18] V. Jayaraman and A. R. Lakshminarayanan, "MSW-Net: A hierarchical stacking model for automated municipal solid waste classification," J. Air Waste Manage. Assoc., vol. 74, no. 8, pp. 569–580, 2024, doi: 10.1080/10962247.2024.2370958.
- [19] H. Santoso, I. Hanif, and H. Magdalena, "INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION journal homepage: www.joiv.org/index.php/joiv INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION A Hybrid Model for Dry Waste Classification using Transfer Learning and Dimensionality Reduction," 2024. [Online]. Available: www.joiv.org/index.php/joiv
- [20] H. Wilts, B. R. Garcia, R. G. Garlito, L. S. Gómez, and E. G. Prieto, "Artificial intelligence in the sorting of municipal waste as an enabler of the circular economy," Resources, vol. 10, no. 4, 2021, doi: 10.3390/resources10040028.
- [21] S. Nesmachnow, D. Rossit, and P. Moreno-Bernal, "A Literature Review of Recent Advances on Innovative Computational Tools for Waste Management in Smart Cities," Jan. 01, 2025, Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). doi: 10.3390/urbansci9010016.
- [22] A. Rahmatulloh, I. Darmawan, A. P. Aldya, and F. M. S. Nursuwars, "WasteInNet: Deep Learning Model for Real-time Identification of Various Types of Waste," Cleaner Waste Systems, vol. 10, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.clwas.2024.100198.
- [23] A. U. Gondal et al., "Real time multipurpose smart waste classification model for efficient recycling in smart cities using multilayer convolutional neural network and perceptron," Sensors, vol. 21, no. 14, Jul. 2021, doi: 10.3390/s21144916.
- [24] A. Namoun, A. Tufail, M. Y. Khan, A. Alrehaili, T. A. Syed, and O. BenRhouma, "Solid Waste Generation and Disposal Using Machine Learning Approaches: A Survey of Solutions and Challenges," Oct. 01, 2022, MDPI. doi: 10.3390/su142013578.
- [25] D. Balaji, D. Ravikiran, K. V. Sagar, R. Raman Cholla, and K. Banerjee, "Efficient and Smart Waste Categorization System using Deep Learning," IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, vol. 22, no. 6, p. 473, 2022, doi: 10.22937/IJCSNS.2022.22.6.60.
- [26] X. Chen, "Machine learning approach for a circular economy with waste recycling in smart cities," Nov. 01, 2022, Elsevier Ltd. doi: 10.1016/j.egy.2022.01.193.
- [27] K. Huang, H. Lei, Z. Jiao, and Z. Zhong, "Recycling waste classification using vision transformer on portable device," Sustainability (Switzerland), vol. 13, no. 21, Nov. 2021, doi: 10.3390/su132111572.
- [28] M. Fan, K. Zuo, J. Wang, and J. Zhu, "A lightweight multiscale convolutional neural network for garbage sorting," Systems and Soft Computing, vol. 5, Dec. 2023, doi: 10.1016/j.sasc.2023.200059.
- [29] N. Onur, H. Alan, H. Demirel, and A. R. Köker, "Digitalization and Digital Applications in Waste Recycling: An Integrative Review," Sep. 01, 2024, Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). doi: 10.3390/su16177379.
- [30] A. Namoun, B. R. Hussein, A. Tufail, A. Alrehaili, T. A. Syed, and O. BenRhouma, "An Ensemble Learning Based Classification Approach for the Prediction of Household Solid Waste Generation," Sensors, vol. 22, no. 9, May 2022, doi: 10.3390/s22093506.
- [31] M. Nahiduzzaman et al., "An automated waste classification system using deep learning techniques: Toward efficient waste recycling and environmental sustainability," Knowl. Based. Syst., vol. 310, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.knsys.2025.113028.
- [32] K. Y. Chau, M. Moslehpour, S. H. Pan, and A. Akhundzada, "Advanced predictive modeling of municipal solid waste management using robust

- machine learning,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-27237-w.
- [33] W. Xia, Y. Jiang, X. Chen, and R. Zhao, “Application of machine learning algorithms in municipal solid waste management: A mini review,” Jun. 01, 2022, *SAGE Publications Ltd.* doi: 10.1177/0734242X211033716.
- [34] J. Rajalakshmi, K. Sumangali, J. Jayanthi, and K. Muthulakshmi, “Artificial intelligence with earthworm optimization assisted waste management system for smart cities,” *Global Nest Journal*, vol. 25, no. 4, pp. 190–197, 2023, doi: 10.30955/gnj.004712.
- [35] A. Alourani, M. U. Ashraf, and M. Aloraini, “Smart waste management and classification system using advanced IoT and AI technologies,” *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 11, 2025, doi: 10.7717/peerj-cs.2777.
- [36] L. Yang, Y. Zhao, X. Niu, Z. Song, Q. Gao, and J. Wu, “Municipal Solid Waste Forecasting in China Based on Machine Learning Models,” *Front. Energy Res.*, vol. 9, Nov. 2021, doi: 10.3389/fenrg.2021.763977.
- [37] C. A. Velis, D. C. Wilson, Y. Gavish, S. M. Grimes, and A. Whiteman, “Socio-economic development drives solid waste management performance in cities: A global analysis using machine learning,” *Science of the Total Environment*, vol. 872, May 2023, doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.161913.
- [38] Q. Zhang, H. Li, X. Wan, M. Skitmore, and H. Sun, “An intelligent waste removal system for smarter communities,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 12, no. 17, Sep. 2020, doi: 10.3390/SU12176829.
- [39] A. Arishi, “Real-Time Household Waste Detection and Classification for Sustainable Recycling: A Deep Learning Approach,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 17, no. 5, Mar. 2025, doi: 10.3390/su17051902.
- [40] W. Cai, M. Xie, Y. Liu, and X. Yang, “The Smart City Waste Classification Management System: Strategies and Applications Based on Computer Vision,” *Journal of Organizational and End User Computing*, vol. 36, no. 1, 2024, doi: 10.4018/JOEUC.351242.
- [41] R. Lin, “A Garbage Classification and Environmental Impact Assessment Model Based on Image Recognition and Artificial Intelligence,” *Traitement du Signal*, vol. 41, no. 6, pp. 3001–3010, Dec. 2024, doi: 10.18280/ts.410618.
- [42] Z. Feng, J. Yang, L. Chen, Z. Chen, and L. Li, “An Intelligent Waste-Sorting and Recycling Device Based on Improved EfficientNet,” *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 23, Dec. 2022, doi: 10.3390/ijerph192315987.
- [43] A. Lakhuit, “Revolutionizing urban solid waste management with AI and IoT: A review of smart solutions for waste collection, sorting, and recycling,” Mar. 01, 2025, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.rineng.2025.104018.
- [44] R. Alsabt, W. Alkhaldi, Y. A. Adenle, and H. M. Alshuwaikhat, “Optimizing waste management strategies through artificial intelligence and machine learning - An economic and environmental impact study,” *Cleaner Waste Systems*, vol. 8, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.clwas.2024.100158.
- [45] M. I. B. Ahmed *et al.*, “Deep Learning Approach to Recyclable Products Classification: Towards Sustainable Waste Management,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 14, Jul. 2023, doi: 10.3390/su151411138.
- [46] D. B. Olawade, R. N. Yadav, J. O. Ijiwade, and O. Z. Wada, “AI-driven circular economy optimization in waste management: A review of current evidence,” 2026, *John Wiley and Sons Inc.* doi: 10.1002/ep.70322.
- [47] A. Gaurav *et al.*, “Smart waste classification in IoT-enabled smart cities using VGG16 and Cat Swarm Optimized random forest,” *PLoS One*, vol. 20, no. 2 February, Feb. 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0316930.