



UNIVERSIDAD ANDINA
NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ
ESCUELA DE POSGRADO
DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERÍA CIVIL AMBIENTAL



**CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS
SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS
INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DE
EL COLLAO PUNO 2021**

**TESIS PRESENTADA POR:
HERACLIO MARIO MACHACA HUANCA**

**PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE:
DOCTOR EN CIENCIAS E INGENIERÍA CIVIL AMBIENTAL**

**JULIACA – PERÚ
2024**



UNIVERSIDAD ANDINA

NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ

ESCUELA DE POSGRADO

DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERÍA CIVIL AMBIENTAL

**CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS
SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS
INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DE
EL COLLAO PUNO 2021**

TESIS PRESENTADA POR:

HERACLIO MARIO MACHACA HUANCA

PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE:


DOCTOR EN CIENCIAS E INGENIERÍA CIVIL AMBIENTAL

APROBADA POR:

PRESIDENTE

: 
Dr. OSCAR VICENTE VIAMONTE CALLA

PRIMER MIEMBRO

: 
Dr. ARNALDO YANA TORRES

SEGUNDO MIEMBRO

: 
Dr. LEONEL SUASACA PELINCO

ASESOR DE TESIS

: 
Dr. JUAN BENITES NORIEGA

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN

: CONTAMINACIÓN Y CALIDAD AMBIENTAL - P67



TESIS UANCV



UNIVERSIDAD ANDINA
"NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ"
ESCUELA DE POSGRADO



VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN
 "OFICINA DE INVESTIGACIÓN"



RESOLUCIÓN DIRECTORAL N° 093-2025-USA-EPG-UANCV/J

Juliaca, 28 de Abril del 2025

VISTOS:

El expediente N° 004529, presentado por el (a) Mgtr. MACHACA HUANCA HERACLIO MARIO, con DNI N° 41456847, código de matrícula **1810100919**, del DOCTORADO en CIENCIAS E INGENIERÍA CIVIL AMBIENTAL de la Escuela de Posgrado de la Universidad Andina "Néstor Cáceres Velásquez" Sede Central Juliaca.

CONSIDERANDO:

Que, el Mgtr. MACHACA HUANCA HERACLIO MARIO, quien solicita la rectificación de las Resoluciones Directorales N° 0314-2022-USA-EPG-UANCV, N° 1606-2024-USA-EPG/UANCV y N° 341-2024-D-EPG-UANCV/J, en el título de la tesis titulado: CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DEL COLLAO PUNO 2021

Que, con registro N° 660 de fecha 12 de mayo del 2022, el comité de investigación aprueba, que cumple con los lineamientos y contenidos establecidos en reglamento de grados de investigación conducentes Grado Académico de Magister/Maestro y Doctor de la Escuela de Posgrado de la UANCV;

En uso de las atribuciones conferidas a la Dirección en el inciso "J" del artículo 17° del Reglamento General de la Escuela de Posgrado, y el Art. 76 del Estatuto Universitario;

SE RESUELVE:

ARTÍCULO PRIMERO. – RECTIFICAR LA RESOLUCIÓN DIRECTORAL N° 0314-2022-USA-EPG-UANCV, de fecha 25 de mayo del 2022, **RESOLUCIÓN DIRECTORAL N° 1606-2024-USA-EPG/UANCV** de fecha 04 de octubre del 2024 y **RESOLUCIÓN DIRECTORAL N° 341-2024-D-EPG-UANCV/J** de fecha 28 de octubre del 2024, únicamente en lo que corresponde al error de escritura en el título de la tesis dice: PROVINCIA DEL COLLAO PUNO debe decir: : **CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DE EL COLLAO PUNO 2021**

ARTÍCULO SEGUNDO. – CONSERVAR a los miembros del jurado y asesor que aprobaron el proyecto de tesis titulado: **CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DE EL COLLAO PUNO 2021**

Presidente	:	Dr. OSCAR VICENTE VIAMONTE CALLA
Primer Miembro	:	Dr. ARNALDO YANA TORRES
Segundo Miembro	:	Dr. LEONEL SUASACA PELINCO
Asesor	:	Dr. JUAN BENITES NORIEGA

ARTÍCULO TERCERO.- CONSERVAR la fecha y hora de la sustentación que se llevó a cabo de acuerdo al reglamento de investigación conducente al grado académico de **DOCTOR** de la escuela de posgrado de la UANCV.

Fecha	:	Lunes 04 de noviembre del 2024
Hora	:	11:00 a.m.
Lugar	:	Aula N° 310 EPG-UANCV-JULIACA

ARTICULO CUARTO.- Elévese la presente Resolución al Rectorado, Vicerectorado Académico, Vicerectorado Administrativo y Oficina del Órgano de Inspección y Control para conocimiento.

Regístrese, comuníquese y Archívese,

Cc. /Cargo (01)
 Archivo (01)
 Interesado (01)
 JRO27/npm

UNIVERSIDAD ANDINA NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ
 ESCUELA DE POSGRADO
 DIRECCIÓN
 JULIACA
 Dr. Javier Roberto Cuspe Zapana
 DIRECTOR (e)



TESIS UANCV



UNIVERSIDAD ANDINA "NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ" ESCUELA DE POSGRADO



VICERRECTORADO DE
INVESTIGACIÓN

"OFICINA DE INVESTIGACIÓN"



RESOLUCIÓN DIRECTORAL N° 341-2024-D-EPG-UANCV/J

Juliaca, 28 de octubre del 2024

VISTOS:

El expediente N° 2023-001207 presentado por el (a) Mgtr. **MACHACA HUANCA HERACLIO MARIO**, con número de DNI. **41456847** y con número de matrícula **1810100919**, del **DOCTORADO** en **CIENCIAS E INGENIERIA CIVIL AMBIENTAL**, de la Escuela de Posgrado de la Universidad Andina "Néstor Cáceres Velásquez" de la Sede Central Juliaca.

CONSIDERANDO:

Que, el (a) Mgtr. **MACHACA HUANCA HERACLIO MARIO**, con número de DNI. **41456847**, asignado (a) con número de matrícula **1810100919**, del **DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERIA CIVIL AMBIENTAL** de la Escuela de Posgrado, ha solicitado fecha, hora y modalidad de sustentación, de la Tesis titulada: **CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DEL COLLAO PUNO 2021** La misma que pertenece a la Línea de Investigación: **CONTAMINACIÓN Y CALIDAD AMBIENTAL - P67** y;

Que, el (a) referido (a) Dictamen de Tesis aprobado por los jurados el 27 de junio del 2023. Establece la fecha de sustentación; habiendo para el efecto cumplido los requisitos establecidos en el reglamento para la Obtención del Grado Académico de Magíster/Maestro y Doctor de la Escuela de Posgrado de la UANCV;

Que, en el Artículo 66 del Reglamento General de la Escuela de Posgrado de la UANCV, establece que la sustentación de Tesis de Postgrado es un trabajo de investigación original y crítico, de actualidad y de alto valor científico;

En uso de las atribuciones conferidas a la Dirección en el inciso "J" del artículo 17° del Reglamento General de la Escuela de Posgrado, y el Art. 76 del Estatuto Universitario;

SE RESUELVE:

ARTÍCULO PRIMERO. - DECLARAR EXPEDITO para la Sustentación de la Tesis titulado: **CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DEL COLLAO PUNO 2021** Elaborado por el (la) Mgtr. **MACHACA HUANCA HERACLIO MARIO**. Integrado por los siguientes docentes:

Presidente del Jurado	:	Dr. OSCAR VICENTE VIAMONTE CALLA
Miembro del Jurado	:	Dr. ARNALDO YANA TORRES
Miembro del Jurado	:	Dr. LEONEL SUASACA PELINCO
Asesor de Tesis	:	Dr. JUAN BENITES NORIEGA

ARTÍCULO SEGUNDO. - El proceso de la Sustentación de la Tesis en mención, se llevará a cabo:

Fecha	:	Lunes 04 de noviembre del 2024
Hora	:	11:00 a.m.
Lugar	:	Aula N° 310 EPG - UANCV-JULIACA

A cuya finalización el Jurado registrará los resultados en el Libro de Actas de Sustentación de Tesis de Doctorado con el grado de **DOCTOR** aprobado en la ley Universitaria N° 30220.

ARTÍCULO TERCERO. - Elévese la presente Resolución al Rectorado, Vicerrectorado Académico, Vicerrectorado Administrativo y Oficina del Órgano de Inspección y Control para conocimiento.

Regístrese, comuníquese y Archívese.



UNIVERSIDAD ANDINA "NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ"
ESCUELA DE POSGRADO

Dr. Leopoldo Wenceslao Condori Cari
DIRECTOR (e)

Cc./Archiv: EPG (01)
Interesado (01)
Cargo (01)
Jurados (03)
Asesor (01)
Expediente (01)
LWCCInsv



TESIS UANCV



UNIVERSIDAD ANDINA
"NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ"
ESCUELA DE POSGRADO



VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN

OFICINA DE INVESTIGACIÓN



RESOLUCIÓN DIRECTORAL N°1606-2024-USA-EPG/UANCV

Juliaca, 04 de octubre del 2024

VISTOS:

El expediente N°.011897, Presentado por el (a) **Mgtr. HERACLIO MARIO MACHACA HUANCA**, con número de DNI **41456847** y con Código de matrícula N.° **1810100919**, quien solicita cambio del **PRESIDENTE** del Proyecto de Tesis titulado: **CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DEL COLLAO PUNO 2021** Líneas de Investigación: **CONTAMINACIÓN Y CALIDAD AMBIENTAL - P67**, Para optar el Grado Académico de **DOCTOR** en **CIENCIAS E INGENIERÍA CIVIL AMBIENTAL** de la Escuela de Posgrado de la Universidad Andina "Néstor Cáceres Velásquez", de la Sede Central Juliaca.

CONSIDERANDO:

Que, el (a) **Mgtr. HERACLIO MARIO MACHACA HUANCA**, quien solicita el cambio del presidente del Jurado, aprobado con Resolución Directoral N° **0314-2022-USA-EPG/UANCV**, de fecha **25 de Mayo del 2022**, en el que se le asignó como presidente al Dr. **Carlos Manuel Rodríguez San Román**; el mismo que se cambian por no tener vínculo laboral con la UANCV.

Que, el referido Dictamen de Tesis fue aprobado por los jurados el 12 de mayo del 2022, registrado en el Folio N° 660 del Libro de Registro de Proyectos de Investigación de Maestría, establece que se encuentra apto para ser desarrollado a lo establecido en el reglamento de Grado de Investigación conducente al Grado Académico de Magister/Maestro y Doctor de la Escuela de Posgrado de la UANCV;

Que, en el Reglamento General de la escuela de Posgrado de la UANCV, establece que la sustentación de Tesis de Posgrado es un trabajo de investigación original y crítico de actualidad y de alto valor científico.

En uso de las atribuciones conferidas a la Dirección en el inciso "j" del artículo 17 del Reglamento General de la Escuela de Posgrado, y el Art. 76 del Estatuto Universitario;

SE RESUELVE:

PRIMERO.- ACEPTAR EL CAMBIO DEL PRESIDENTE DEL JURADO, para su revisión de la Tesis titulada: **CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DEL COLLAO PUNO 2021** presentado por el (a) **Mgtr. HERACLIO MARIO MACHACA HUANCA**, conformado por los siguientes docentes:

- Presidente** : **Dr. OSCAR VICENTE VIAMONTE CALLA**
- Primer Miembro** : **Dr. ARNALDO YANA TORRES**
- Segundo Miembro** : **Dr. LEONEL SUASACA PELINCO**
- Asesor** : **Dr. JUAN BENITES NORIEGA**

SEGUNDO- AUTORIZAR el desarrollo de Tesis, de acuerdo al Reglamento de Investigación conducente al Grado Académico de **DOCTOR** de la Escuela de Posgrado de la Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez.

TERCERO.- ELEVAR al Rectorado, Vicerrectorado Académico, Vicerrectorado Administrativo y Oficina del Órgano de Inspección y Control para conocimiento, así como a la Oficina de Economía, para cumplimiento de la presente Resolución.

Regístrese, Comuníquese y Archívese,



UNIVERSIDAD ANDINA "NÉSTOR CÁCERES VELÁSQUEZ"
 ESCUELA DE POSGRADO

Dr. Leopoldo Mercedes Coronado Cari
 DIRECTOR (e)

Cc./CARGO (01)
 ARCHIVO EPG - 2024 (01)
 INTERESADO (01)
 LWCC@WRCH



RESOLUCION DIRECTORAL N° 0314-2022-USA-EPG/UANCV

25 de mayo del 2022.

VISTOS:

El expediente N° 035056, de fecha 16 de marzo del 2022, presentado por el (la) MAGISTER MACHACA HUANCA HERACLIO MARIO, con DNI N° 41456847, código de matrícula 1810100919, quien solicita resolución de aprobación de proyecto de tesis titulado: CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DEL COLLAO PUNO 2021. Línea de investigación CONTAMINACIÓN Y CALIDAD AMBIENTAL -P67, para optar el grado de: DOCTOR EN CIENCIAS E INGENIERÍA CIVIL AMBIENTAL, de la Escuela de Posgrado de la Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez Sede Central Juliaca.

CONSIDERANDO:

Que, en el Reglamento General de la Escuela de Posgrado de la UANCV, establece que la sustentación de tesis de Posgrado es un trabajo de investigación original y crítico de actualidad de alto valor científico.

Que, según Resolución N° 0555-2019-UANCV-CU-R, de fecha 08 de noviembre del 2019, se aprueba el Reglamento para la obtención del grado académico de Magister, Maestro, Doctor y Titulación de los Programas de Segunda Especialidad Profesional de la Escuela de Posgrado.

Que el Art. 17, establece que la aprobación del proyecto de investigación de tesis para la obtención de grados académicos de Magister/Maestro, Doctor se inicia con la presentación del proyecto de investigación de tesis según corresponda, en forma individual y conforme a las recomendaciones de la Escuela de Posgrado y estándares de la investigación científica, tecnológica y humanística.

Que el Art.60, señala que la fecha límite para la presentación del borrador de tesis es de 02 años contados, desde la emisión de la resolución de aprobación del proyecto de tesis, vencido el plazo máximo el candidato a magister, maestro o doctor deberá presentar un nuevo proyecto de investigación de tesis.

Que el Art. 21, establece que el Director de la Escuela de Posgrado y el Director de la Unidad de Investigación de la Escuela de Posgrado, nominarán por sorteo a 03 docentes miembros del comité de investigación.

Que mediante oficio circular N° 387-2020-USA-EPG/UANCV-J, de fecha 05 de mayo del 2022, se nombra al Comité de Investigación del proyecto de tesis conformado por los siguientes docentes:

- Presidente : Dr. CARLOS MANUEL RODRIGUEZ SAN ROMÁN
- Primer miembro : DR. LEONEL SUASACA PELINCO
- Segundo miembro : Dr. OSCAR VICENTE VIAMONTE CALLA

Que, con registro N° 660, de fecha 12 de mayo del 2022, el Comité de Investigación del proyecto de tesis titulado: CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DEL COLLAO PUNO 2021, presentado por el (la) MAGISTER MACHACA HUANCA HERACLIO MARIO, cumple con los lineamientos y contenidos establecidos en reglamento de grado de investigación conducentes al grado académico de Magister/Maestro y Doctor de la Escuela de Posgrado de la UANCV,

En uso de las atribuciones conferidas a la Dirección en el inciso "j" del artículo 17 del Reglamento General de la Escuela de Posgrado y en el artículo 76 del Estatuto Universitario;

SE RESUELVE:

PRIMERO: APROBAR, el Proyecto de investigación de Tesis de doctorado y AUTORIZAR el desarrollo de la Tesis, titulado: CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DEL COLLAO PUNO 2021., presentado por el (la) MAGISTER MACHACA HUANCA HERACLIO MARIO, para obtener el grado académico de DOCTOR EN CIENCIAS E INGENIERÍA CIVIL AMBIENTAL de la UANCV, asesorado por el (la) Dr. JUAN BENITES NORIEGA.

SEGUNDO: ELEVAR al Rectorado, Vicerrectorado Académico, Vicerrectorado Administrativo, Vicerrectorado de Investigación, Oficina del Órgano de Inspección y Control para conocimiento y cumplimiento de la presente resolución.

Regístrese, Comuníquese y Archívese

Stamp and signature of the Director, Dr. Felix D. Uchatoma Paravicino.

Stamp and signature of the Academic Secretary, Lic. GRAYNA AGUILAR.

C./CARGO (01) ARCHIVO EPG-2021(01) INTERESADO (01) FCOP/meyn



CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DE EL COLLAO PUNO 2021

INFORME DE ORIGINALIDAD

19%

INDICE DE SIMILITUD

16%

FUENTES DE INTERNET

10%

PUBLICACIONES

10%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS


- 1** Submitted to Universidad Nacional del Centro del Peru **2%**
Trabajo del estudiante
- 2** Vargas Maron, Jose Antonio. "Producción de metano por biodigestión de residuos sólidos orgánicos en la ciudad de Puno: evaluación del potencial energético y la eficiencia para generar energía eléctrica ", Universidad Nacional del Altiplano de Puno (Peru) **1%**
Publicación
- 3** Submitted to Universidad Andina Nestor Caceres Velasquez **1%**
Trabajo del estudiante
- 4** Submitted to Universidad Internacional de la Rioja **1%**
Trabajo del estudiante
- 5** hdl.handle.net **1%**
Fuente de Internet



Metadatos complementarios - UANCV

TITULO	
CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DE EL COLLAO PUNO 2021	
Datos de autor	
Nombres y Apellidos	HERACLIO MARIO MACHACA HUANCA
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	41456847
URL de ORCID	https://orcid.org/0009-0001-0837-1071
Datos de asesor	
Nombres y apellidos	JUAN BENITES NORIEGA
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	06195745
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0003-3842-8435
Datos del jurado	
Presidente del jurado	
Nombres Y Apellidos	OSCAR VICENTE VIAMONTE CALLA
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	02371550
URL de ORCID	https://orcid.org/0009-0005-6613-6925
Miembro del jurado 1	
Nombres Y Apellidos	ARNALDO YANA TORRES
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	41414676
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0002-6740-5024



Miembro del jurado 2	
Nombres Y Apellidos	LEONEL SUASACA PELINCO
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	40865558
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0001-6657-665X
Datos de investigación	
Línea de investigación	CONTAMINACIÓN Y CALIDAD AMBIENTAL - P67
Grupo de investigación	No aplica.
Agencia de financiamiento	Sin financiamiento.
Ubicación geográfica de la investigación	<p>Dirección: PROVINCIA EL COLLAO País: PERÚ Departamento: PUNO Provincia: EL COLLAO Distrito: ILAVE -16.08684,-69.63802 https://maps.app.goo.gl/zS3WykuobcEBn4SX7</p> 
Año o rango de años en que se realizó la investigación	2021 - 2024
URL de disciplinas OCDE	Ciencias del Medio Ambiente https://purl.org/perepo/ocde/ford#1.05.08 Salud pública, Salud ambiental https://purl.org/perepo/ocde/ford#3.03.05
- Librería	



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO
ESCUELA DE POSTGRADO

Dr. Jesús Mamani Mamani
DIRECTOR DE INVESTIGACION - EPG



DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD Y RESPONSABILIDAD

Yo HERACLIO MARIO MACHACA HUANCA, identificado con DNI Nro. 41456847 en mi condición de egresado de:

- Escuela Profesional
 Programa de Segunda Especialidad,
 Programa de Maestría o Doctorado

DOCTOR EN CIENCIAS E INGENIERIA CIVIL AMBIENTAL

informo que he elaborado el/la Tesis o Trabajo de Investigación, Trabajo Académico denominada:

“ CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DE EL COLLAO PUNO 2021 ”

Asesorado por: DR. JUAN BENITES NORIEGA

Es un tema original.

Declaro que el presente trabajo de tesis es elaborado por mi persona y no existe plagio/copia de ninguna naturaleza, en especial de otro documento de investigación (tesis, revista, texto, congreso, o similar) presentado por persona natural o jurídica alguna ante instituciones académicas, profesionales, de investigación o similares, en el país o en el extranjero.

Dejo constancia que las citas de otros autores han sido debidamente identificadas en el trabajo de investigación, por lo que no asumiré como tuyas las opiniones vertidas por terceros, ya sea de fuentes encontradas en medios escritos, digitales o Internet.

Asimismo, ratifico que soy plenamente consciente de todo el contenido de la tesis y asumo la responsabilidad de cualquier error u omisión en el documento, así como de las connotaciones éticas y legales involucradas.

El incumplimiento de lo declarado da lugar a responsabilidad del declarante, en consecuencia; a través del presente documento asumo frente a terceros, la Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez y/o la Administración Pública toda responsabilidad que pueda derivarse por el trabajo final presentado. Lo señalado incluye responsabilidad pecuniaria incluido el pago de multas u otros por los daños y perjuicios que se ocasionen.

Juliaca 30 de ABRIL del 2025

FIRMA DEL ASESOR (Handwritten signature)

FIRMA (obligatoria) (Handwritten signature)



Huella



DEDICATORIA

Dedico la presente investigación a los docentes de la Escuela Profesional de Posgrado, Doctorado en Ciencias e Ingeniería Civil Ambiental de la Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez de la ciudad de Juliaca, por vocación que son agentes formadores de profesionales capaz de sanear los ámbitos en que se desarrolla la actividad humana, de igual forma relacionar las Ciencias con la Ingeniería Civil Ambiental en forma integrada.

A Dios por haberme dado salud y templanza, a mis padres: Ricardo Machaca Machaca y Angela Huanca de Machaca; hermanos y amigos que me brindaron su apoyo incondicional y aliento permanente por salir adelante en la elaboración de la presente investigación.



AGRADECIMIENTO

Durante el presente periodo han sido muchas las personas e instituciones que han participado en que sea posible este trabajo y a quienes quiero expresar mi gratitud:

A mis jurados de tesis: Dr. Oscar Vicente VIAMONTE CALLA, Dr. Arnaldo YANA TORRES, Dr. Leonel SUASACA PELINCO; a mi asesor de tesis, Dr. Juan BENITES NORIEGA, por sus apoyos, estímulos y perseverancias en la elaboración de la presente investigación de Doctorado en Ciencias e Ingeniería Civil Ambiental.

A la Universidad Andina Néstor Cáceres Velásquez de la ciudad de Juliaca.



ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA..... iii

AGRADECIMIENTO..... iv

ÍNDICE GENERAL v

ÍNDICE DE TABLAS ix

ÍNDICE DE FIGURAS x

ÍNDICE DE ANEXOS xi

RESUMEN xii

ABSTRACT xiii

INTRODUCCIÓN xiv

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 1

1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA 2

 1.2.1. Problema general..... 2

 1.2.2. Problemas específicos 3

1.3. JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN 3

 1.3.1. Justificación técnica 3

 1.3.2. Justificación ambiental 4

 1.3.3. Justificación política y social 5

 1.3.4. Justificación económica 6

1.4. OBJETIVOS 8

 1.4.1. Objetivo general..... 8

 1.4.2. Objetivos específicos 8



1.5. HIPÓTESIS	8
1.5.1. Hipótesis general	8
1.5.2. Hipótesis específicas	8
1.6. VARIABLES	9
1.6.1. Variable independiente	9
1.6.2. Variable dependiente	9
1.7. OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES	11

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN	12
2.2. BASES TEÓRICAS	22
2.2.1. Los residuos sólidos	22
2.2.2. Tipos de residuos sólidos.....	23
2.2.2.1. Residuos agrícolas	24
2.2.2.2. Residuos industriales	24
2.2.2.3. Residuos municipales.....	25
2.2.3. Gestión de residuos sólidos urbanos	27
2.2.4. Manejo de los residuos sólidos	31
2.2.5. Caracterización de residuos sólidos	33
2.2.6. Fuentes y composición de los residuos sólidos	35
2.2.7. Sistema de planificación de gestión de residuos sólidos	37
2.2.8. Aplicaciones de inteligencia artificial en la gestión de residuos sólidos ...	40
2.2.9. Técnicas de inteligencia artificial en la gestión de residuos	45
2.2.9.1. La regresión lineal (LR)	46
2.2.9.2. Máquina de vectores de soporte (SVM)	47



2.2.9.3. Árbol de decisión (DT).....	47
2.2.9.4. Red neuronal artificial (ANN).....	48
2.2.9.5. Algoritmo genético (AG)	49
2.2.10. La inteligencia artificial en la recogida de residuos	50
2.2.10.1. Sistemas de contenedores inteligentes	51
2.2.10.2. Optimización de rutas.....	52
2.2.10.3. Programación dinámica.....	53
2.2.10.4. Predicción de la demanda	55
2.2.11. La inteligencia artificial en la clasificación de residuos	57
2.2.11.1. Tecnologías de clasificación automatizada	58
2.2.11.2. Reconocimiento de imágenes y visión artificial	59
2.2.11.3. Sistemas de clasificación robóticos.....	60
2.2.11.4. Técnicas de clasificación en sensores	61
2.2.12. La inteligencia artificial en el control de residuos	63
2.2.12.1. Sistemas de monitoreo en tiempo real	63
2.2.12.2. Análisis predictivo.....	64
2.2.12.3. Toma de decisiones basada en datos	66
2.2.12.4. IoT y redes de sensores	66

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

3.1. ENFOQUE DE LA INVESTIGACIÓN	68
3.2. NIVEL DE LA INVESTIGACIÓN.....	69
3.3. TIPO DE INVESTIGACIÓN	69
3.4. DISEÑO DE INVESTIGACIÓN.....	70
3.5. LUGAR DE LA INVESTIGACIÓN.....	70



3.6. POBLACIÓN Y MUESTRA..... 73

 3.6.1. Población 73

 3.6.2. Muestra 73

3.7. MÉTODOS DE LA INVESTIGACIÓN 74

3.8. DESCRIPCIÓN ESPECIFICADA DE MÉTODOS POR OBJETIVOS ESPECÍFICOS..... 74

 3.8.1. Para el primer, segundo y tercer objetivo específico: 74

 3.8.2. Descripción de las variables analizadas 74

 3.8.3. Propuesta metodológica 75

 3.8.4. Un enfoque conceptual para la planificación de la recogida de rutas de contenedores de residuos 79

 3.8.5. Detección de contenedores basada en Deep Learning 81

 3.8.6. Conjunto de datos 82

CAPÍTULO IV

ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

4.1. ANÁLISIS DE RESULTADOS 87

4.2. DISCUSIÓN DE RESULTADOS 101

CONCLUSIONES..... 104

RECOMENDACIONES 105

REFERENCIAS 106

ANEXOS 114



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Reporte de la asociación de recicladores INVER Metal Mary	87
Tabla 2 Reporte de la asociación de recicladores y servicios múltiples	89
Tabla 3 Reporte de la asociación de recogedores de (RS) Nuevo 28 de Julio - Ilave.....	91
Tabla 4 Reporte de la asociación de recicladores San Miguel - Ilave	93
Tabla 5 Reporte de la asociación, recolectores de (RS) agropecuarios RRR Apacheta.....	95
Tabla 6 Bandeja de reportes mensuales, 2021 de la recolección de (RS).....	97



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	Varios tipos de residuos sólidos	26
Figura 2	Esquema para la gestión de residuos sólidos	31
Figura 3	Sistemas inteligentes de planificación de recogida de residuos	40
Figura 4	Aplicaciones de IA en la gestión de residuos sólidos	41
Figura 5	Procesos de gestión de residuos sólidos	43
Figura 6	Prácticas sostenibles de gestión de residuos sólidos	44
Figura 7	Gestión inteligente de residuos	49
Figura 8	Aplicaciones de la IA en la recogida de residuos	50
Figura 9	Mapa de ubicación de la provincia de El Collao	72
Figura 10	Ubicación de la zona de estudio de la provincia El Collao	72
Figura 11	Propuesta de metodología para la formulación del modelo	78
Figura 12	Propuesta metodológica basada en RNA como soporte de gestión de RSU ...	78
Figura 13	Visión artificial de planificación de la recogida de residuos	80
Figura 14	Ejemplo de conjunto de datos	84
Figura 15	Ejemplos de variación del diseño de contenedores intra e interurbanos	85
Figura 16	Resultados de la asociación de recicladores INVER Metal Mary	88
Figura 17	Reporte de la asociación de recicladores y servicios múltiples	89
Figura 18	Reporte de la asociación de recogedores de (RS) Nuevo 28 de Julio - llave ...	91
Figura 19	Reporte de la asociación de recicladores San Miguel - llave	93
Figura 20	Reporte de la asociación, recolectores (RS) agropecuarios RRR Apacheta	95
Figura 21	Bandeja de reportes mensuales, 2021 de la recolección de (RS)	97
Figura 22	Reportes mensuales, 2021 de la recolección de (RSU), distrito de llave ...	99



ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1 Matriz de consistencia.....	115
Anexo 2 Panel fotográfico	116



RESUMEN

Actualmente en la provincia El Collao, región Puno, el aumento acelerado de la cuantía de residuos que cada empresa industrial genera cotidianamente, ocasiona que los botaderos distribuidos para esto están a punto de cumplir con su utilidad de vida, esto debido a la falta de gestión eficaz de los residuos sólidos urbanos (RSU). El presente estudio se centra en una contribución científica novedosa, en donde se plantea una metodología para generar automáticamente mapas de contenedores de residuos geolocalizados. Se basa en el uso de algoritmos de Visión por Computador para detectar contenedores de residuos e identificar su ubicación geográfica y dimensiones. Los algoritmos analizan una secuencia de vídeo y proporcionan una discriminación automática entre imágenes con y sin contenedores. En concreto, se han seleccionado detectores de objetos de última generación basados en técnicas de aprendizaje profundo para realizar pruebas, en función de su rendimiento y de su adaptabilidad a un entorno embarcado en tiempo real. Se propone metodologías basada en redes neuronales artificiales LSTM: ANN, RNN, RNA; y Deep Learning. Los resultados indican que el modelo visual propuesto para la detección de contenedores de residuos es capaz de operar de manera efectiva con un rendimiento consistente en la provincia de El Collao, se evaluó en sus cinco distritos diferentes que varían en términos de tamaño, clima, diseño urbano y apariencia de los contenedores. La aplicabilidad de las técnicas de la inteligencia artificial, determina de modo teórico y práctico en la resolución de problemas relacionados en la generación de desechos sólidos.

PALABRAS CLAVE: caracterización automática, gestión de residuos sólidos, mapa de contenedores, inteligencia artificial, detección de objetos.



ABSTRACT

Currently in the El Collao province, Puno region, the accelerated increase in the amount of waste that each industrial company generates daily, causes the dumps distributed for this to be about to meet their useful life, this due to the lack of management effective management of urban solid waste (MSW). The present study focuses on a novel scientific contribution, where a methodology is proposed to automatically generate maps of geolocated waste containers. It is based on the use of Computer Vision algorithms to detect waste containers and identify their geographical location and dimensions. The algorithms analyze a video sequence and provide automatic discrimination between images with and without bins. Specifically, state-of-the-art object detectors based on deep learning techniques have been selected for testing, based on their performance and adaptability to a real-time on-board environment. Methodologies based on LSTM artificial neural networks are proposed: ANN, RNN, RNA; and Deep Learning. The results indicate that the proposed visual model for the detection of waste containers is capable of operating effectively with consistent performance in the province of El Collao, it was evaluated in its five different districts that vary in terms of size, climate, design urban and appearance of the containers. The applicability of artificial intelligence techniques determines in a theoretical and practical way the resolution of problems related to the generation of solid waste.

KEYWORDS: automatic characterization, solid waste management, container map, artificial intelligence, object detection.



INTRODUCCIÓN

El desarrollo económico, el crecimiento demográfico y la rápida urbanización, en los países de todo el mundo han dado lugar a una mayor propagación de residuos (Abdallah, et al., 2020). Estadísticas recientes muestran que en 2016 se produjeron 2010 millones de toneladas de despojos sólidos municipales (RSU), para 2050 se prevé que esta cifra aumente a 3400 millones de toneladas; en donde, el 33% de los residuos sólidos generados se manejan de manera insegura, siendo eliminados en vertederos ilegales o vertederos no monitoreados (Banco Mundial, 2018). Esas malas prácticas plantean múltiples riesgos ambientales y para la salud, incluida las aguas subterráneas contaminados, el deterioro de la tierra, el aumento de la incidencia del cáncer, la mortalidad infantil y las anomalías natales (Triassi et al., 2015). Las indagaciones han revelado que una programación no suficiente y un trabajo no adecuado son los principales motivos detrás de una inadecuada gestión de restos (Hannan, et al., 2013).

La gestión eficaz de los RSU tiende a admitir el recobro de valiosos bastos reciclables y la reducción de la colisión ambiental perjudicial; para cuyo efecto, los investigadores de todo el mundo han estado explorando activamente técnicas de clasificación automatizadas para procesar de manera eficiente cantidades cada vez mayores de RSU en donde; la clasificación de residuos es un paso clave en la administración de RSU para el reciclaje de materiales (Gundupalli, et al., 2017). En los establecimientos de recobro de bastos (MRF), los materiales de desecho sólidos recogidos en la acera se separan en diferentes categorías mediante una combinación de clasificación automática y manual, que generalmente son: cribado mecánico, separación magnética, clasificación óptica y clasificación manual al final del proceso; estas categorías habituales son plásticos, latas de aluminio, latas de



metales ferrosos, periódicos, folletos y revistas, papeles y cartones mixtos (Cuingnet, et al., 2022).

El presente estudio proporciona una explicación genérico completo en el campo sobre el estado del arte, de la clasificación automatizada de RSU separados en origen con fines de reciclaje. Esta investigación tiene como propósito ayudar a los diseñadores de sistemas automatizados de clasificación de residuos a seleccionar tecnologías adecuadas, como sensores, actuadores, algoritmos de control y procesos de clasificación para reciclar RSU separados en origen. Además, se detallan las tasas de clasificación obtenidas mediante diversas técnicas de clasificación reportadas en la literatura en la última década. Se presenta una discusión detallada sobre los niveles de automatización implementados en los sistemas de clasificación de residuos. Esta investigación también identifica temas de investigación abiertos y sugiere futuras direcciones de investigación en el campo de la clasificación automatizada de residuos. El estudio se realizó en las principales calles, mercados, empresas comerciales e industriales de la provincia de Ilave – Puno durante los meses de marzo a octubre del año 2022.

La estructura de la presente investigación está comprendida de cuatro capítulos. El primer capítulo está relacionado al problema de la Investigación. El segundo capítulo comprende el marco referencial del estudio (antecedentes y marco teórico). El tercer Capítulo especifica la metodología de la investigación. El cuarto Capítulo presenta los resultados, su interpretación y análisis de los mismos. Posteriormente se consignan las Conclusiones, Recomendaciones, Referencias Bibliográficas y Anexos.



CAPÍTULO I

EL PROBLEMA

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La rápida urbanización e industrialización en todo el mundo está provocando un aumento sin precedentes en la producción de restos sólidos urbanos (RSU); en donde, los países con un PIB relativamente más alto tienden a producir una mayor cantidad de RSU; según las proyecciones se revelan que la producción de RSU en las ciudades principales metropolitanas del mundo aumentó de 1300 millones de toneladas hasta el año 2012, con una tendencia de incrementar en 2025 hasta 2200 millones de toneladas (Gundupalli, et al., 2017). Hasta el 2016 se produjeron 2010 millones de toneladas de restos sólidos municipales (RSU), cifra que se prevé que incremente a 3400 millones de toneladas para el 2050; en donde el 33% de los residuos sólidos generados se manejan de manera insegura, siendo eliminados en vertederos ilegales o vertederos no monitoreados (Banco Mundial, 2018). Esas malas prácticas plantean múltiples riesgos ambientales y para la salud, incluida las aguas subterráneas contaminadas, el deterioro de la tierra, el aumento de la incidencia del cáncer, la mortalidad infantil y las anomalías natales (Abdallah, et al., 2020). A nivel nacional, hay una tipificación de los restos sólidos según la Ley N° 27314 del año 2000, dentro



de los más comunes se ubican los restos sólidos industriales, comerciales y domiciliarios; en donde los despojos sólidos domiciliarios se originan de las diferentes labores caseras y varían según la circunstancia cultural asociado a los hábitos de consumo y niveles de ingreso; al contrario de los despojos industriales y comerciales que se producen en función del tipo de actividad que se ejecuta y al proceso productivo (Chávarri y Matos, 2009). A nivel regional, las sapiencias que tienen los pobladores urbanos de la región Puno como periodo esencial de la gestión integral, sobre la distribución de los despojos sólidos, así como sobre lo relativo a tópicos específicos de la gestión de despojos sólidos y el orden lógico de su gestión es intensamente diferenciado, insuficiente, precario; disposición que está supeditado de un lado por el nivel de educación ambiental que se promociona en la población urbana, así por la hondura de los tópicos considerados, el grado de instrucción, y la articulación institucional (Tapia et al., 2018). En la provincia de El Collao, llave no se proporciona información a los pobladores sobre la atención de sus peticiones, teniendo en consideración que tiene el compromiso de sostener la disposición apropiada de los despojos sólidos municipales; por lo que se debe consignar los montos ineludibles para costear el sustento de los servicios de despojos sólidos de su competencia.

1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

1.2.1. Problema general

- ¿Cuál es el resultado de la caracterización automática de los residuos sólidos generados por las empresas industriales en la provincia de El Collao, Puno 2021?



1.2.2. Problemas específicos

- ¿Cómo se debe establecer de forma teórica y práctica la solución de problemas relacionados a la generación de residuos sólidos mediante la técnica de la inteligencia artificial?
- ¿Cómo se debe interpretar las imágenes publicitarias para reconocer las mediciones continuas de los residuos sólidos en tiempo real y no intrusivas?
- ¿Qué alternativas de solución se puede proponer mediante los enfoques computacionales alternos para resolver problemas de gestión ambiental de los residuos sólidos?

1.3. JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

1.3.1. Justificación técnica

Técnicamente, la inteligencia artificial ha ganado impulso porque ha ofrecido orientaciones computacionales alternos para resolver las problemáticas de administración de despojos sólidos (Abdallah, et al., 2020). La tecnología de la inteligencia artificial se ocupa del diseño de sistemas y programas informáticos que son capaces de imitar rasgos humanos como la resolución de problemas, el aprendizaje, la percepción, la comprensión, el razonamiento y la conciencia del entorno. Modelos de inteligencia artificial como redes neuronales artificiales (ANN), sistemas expertos, algoritmos genéticos (GA), y la lógica difusa (FL) tiene la capacidad de resolver problemas mal definidos, configurar mapeos complejos y predecir resultados (Abdallah, et al., 2020). Cada modelo o modelo de inteligencia artificial cumple una función específica: los modelos (ANN)



pueden entrenar datos para su clasificación y predicción; las (RNA) se pueden utilizar para manejar big data en geografía urbana y realizar análisis geográficos; los (FL) pueden adquirir habilidades cognitivas y de razonamiento humanas además de poseer una base de conocimientos. Estos sistemas tienen una sintaxis lingüística simple que es competente en la gestión de operaciones complejas y atributos cualitativos (Abdallah, et al., 2020). Por otro lado, los algoritmos evolutivos, como (GA), adoptan el concepto de selección natural para obtener resultados óptimos seleccionando los datos que mejor se ajustan para manejar condiciones imprevistas (Abdallah, et al., 2020). En los tiempos actuales, los modelos de inteligencia artificial y el aprendizaje automático, como la red neuronal artificial (ANN), el sistema de inferencia neurodifusa adaptativa (ANFIS) y la máquina de vectores de soporte (SVM), han ido obteniendo popularidad debido a sus probadas capacidades de predicción y su alta flexibilidad (Abbasi, et al., 2016). Los modelos inteligentes son capaces de predecir la producción de despojos sólidos urbanos (RSU) a escalas de largo, mediano y corto plazo; pero existe información limitada del pronóstico mensual de la producción de (RSU) (Abbasi et al., 2016). El empleo de algoritmos de aprendizaje automático puede pronosticar de manera confiable la producción mensual de (RSU) por medio de entrenamiento con series temporales de reproducción de residuos (Abbasi et al., 2016).

1.3.2. Justificación ambiental

Dentro del ámbito de la ingeniería ambiental, la inteligencia artificial (IA) se ha implementado considerablemente para solucionar dificultades concernientes con la alteración del aire, la representación de la remediación



del suelo, la modelización la purificación del agua y de las aguas servidas y la contaminación del agua subterránea, asimismo el planeamiento de estrategias de diligencia de despojos sólidos (SWM) (Abdallah, et al., 2020). Herramientas de gestión de riesgos basadas en inteligencia artificial (IA), como redes neuronales artificiales (ANN), percepción multicapa (MLP), y se implementaron modelos del sistema de inferencia Neuro-Fuzzy Adaptativo (ANFIS) para predecir concentraciones de contaminantes y partículas (Abdallah, et al., 2020). Además, se demostró que la percepción multicapa (MLP) es un algoritmo de modelado eficiente para pronosticar los niveles de monóxido de carbono, ozono y dióxido de nitrógeno en la atmósfera; dentro del ámbito de la diligencia de despojos sólidos (SWM), la inteligencia artificial (IA) se utiliza ampliamente para predecir modelos de reproducción de restos (Abdallah, et al., 2020). La dirección eficaz de los restos sólidos de municipios (RSU) tiende a admitir el recobro de valiosos bastos reciclables y la reducción de los impactos ambientales negativos (Gundupalli, et al., 2017). La clasificación de despojos es un paso clave en la gestión de (RSU) para el reciclaje de materiales; los investigadores de todo el mundo están explorando activamente técnicas de clasificación automatizadas para procesar de manera eficiente cantidades cada vez mayores de (RSU) (Gundupalli, et al., 2017).

1.3.3. Justificación política y social

Los países en desarrollo a menudo proponen políticas nacionales para la gestión de residuos, pero nunca llegan a la fase de implementación y las prácticas ad hoc permanecen sin cambios (Oyedotun y Moonsammy, 2021). La falta de una planificación eficaz que utilice datos y herramientas



analíticas se identifica como el principal obstáculo para la implementación de políticas (Oyedotun y Moonsammy, 2021). Los procedimientos políticos y sociales en la administración de despojos deberían eventualmente culminar en políticas efectivas e inclusivas (Njeru, 2006). Las dimensiones sociales y políticas de la dirección de despojos variarán de un país a otro; varios factores que influyen en estas dimensiones incluyen la estabilidad política, la riqueza nacional, la actividad de la sociedad civil, el marco legislativo y las medidas de transparencia y rendición de cuentas entre el gobierno y las comunidades (Knill, 2007). Estos factores afectan el proceso de desarrollo de políticas y son la diferencia entre políticas efectivas y políticas ad-hoc que pueden tener impactos negativos (Turner, et al., 1998). El compromiso político con las comunidades es fundamental en el proceso de desarrollo de políticas de residuos; comprender las necesidades y dinámicas que afectan la dirección comunitaria de despojos es el informe necesario para delinear medidas políticas específicas que se adapten a las necesidades específicas de la comunidad (Toro, et al., 2010). En consecuencia, se necesita información sobre el estado de los servicios actuales de gestión de residuos, el alcance de la financiación política para la infraestructura y los mecanismos políticos que deben emplearse, y los factores de comportamiento que impulsan los residuos a nivel de asociaciones públicos, privadas y comunitarios (Toro, et al., 2010).

1.3.4. Justificación económica

Reducir los residuos y convertir la parte inevitable en energía son estrategias importantes para impulsar la transformación de una economía lineal a una economía circular (CE), pero no es sencilla; pasar de los criterios



de la (CE) es importante para evaluar cómo se utilizan los recursos, intentando disminuir el desperdicio y la contaminación, así como restaurar los sistemas naturales; se debería prestar especial atención a los residuos municipales (MW), ya que la población tiende a concentrarse en grandes áreas urbanas (Magazzino y Falcone, 2022). La correspondencia auténtica entre el rango de ingresos y la reproducción de despojos se confirma a menudo en la literatura; cuando de incrementan los niveles de vida y los ingresos aprovechables, las rutinas de consumo optan a continuar lo mismo y en consecuencia aumenta la cuantía de reproducción de despojos; por lo tanto, una mejor comprensión del vínculo existente entre el crecimiento económico y la generación de residuos es primordial para formular medidas y estrategias circulares a nivel nacional (Magazzino y Falcone, 2022). Los análisis de aprendizaje automático (ML) destacan que el producto interno bruto (PIB) per cápita impacta la aceleración y la velocidad de la señal neuronal con emisiones de desechos (Magazzino y Falcone, 2022). Para los cambios en la dirección de restos, la transformación climática se ha transformado en una variable importante, tanto en la economía desarrollada como en los de desarrollo (Wilson, 2007). Dentro de un marco de (EC), un papel central lo juega el mejoramiento del período de vida de los servicios y productos para morigerar los despojos. La constitución de los (MW), las tasas de producción y la definición legal pueden aplazar entre países obedeciendo a varios componentes: forma de vida, intensidad y escala del consumo de bienes, inseguridades en los datos, sistema de dirección de despojos, tasa urbana, dinámica de la población, mejora industrial, organización de la economía nacional (Magazzino y Falcone, 2022).



1.4. OBJETIVOS

1.4.1. Objetivo general

- Determinar los resultados de la caracterización automática de los residuos sólidos generados por las empresas industriales en la provincia de El Collao, Puno 2021.

1.4.2. Objetivos específicos

- Establecer de forma teórica y práctica la solución de problemas relacionados a la generación de residuos sólidos.
- Interpretar las imágenes publicitarias para reconocer las mediciones continuas de los residuos sólidos en tiempo real y no intrusivas.
- Proponer alternativas de solución mediante los enfoques computacionales alternos para resolver problemas de gestión ambiental de los residuos sólidos.

1.5. HIPÓTESIS

1.5.1. Hipótesis general

Mediante una clasificación adecuada se puede determinar los resultados de la caracterización automática de los residuos sólidos generados por las empresas industriales en la provincia de El Collao, Puno 2021.

1.5.2. Hipótesis específicas

- Mediante una aplicación adecuada de la técnica de la inteligencia artificial se puede establecer de forma teórica y práctica la solución de problemas relacionados a la generación de residuos sólidos.



- Mediante una adecuada interpretación de las imágenes publicitarias se puede reconocer las mediciones continuas de los residuos sólidos en tiempo real y no intrusivas.
- Mediante una aplicación adecuada de los enfoques computacionales alternos se puede proponer alternativas de solución para resolver problemas de gestión ambiental de los residuos sólidos.

1.6. VARIABLES

1.6.1. Variable independiente

- Generación de los residuos sólidos.

Dimensión:

- Características de los residuos sólidos.

Indicadores:

- La detección del nivel de contenedores de los residuos sólidos.
- La predicción de los parámetros del proceso.
- Las rutas de los vehículos.
- El planeamiento de la gestión de residuos sólidos.

1.6.2. Variable dependiente

- Caracterización automática.

Dimensión:

- Aplicación de la inteligencia artificial.

Indicadores:

- Dominios de aplicación y parámetros de rendimiento informados.



- Anotaciones de imágenes.
- Aprendizaje automático.
- Plataformas de software utilizados.



1.7. OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	ECALA DE VALORES
VARIABLE INDEPENDIENTE: Generación de los residuos sólidos.	✓ Características de los residuos sólidos.	<ul style="list-style-type: none"> ✓ La detección del nivel de contenedores de los residuos sólidos. ✓ La predicción de los parámetros del proceso. ✓ Las rutas de los vehículos. ✓ La planificación de la gestión de residuos sólidos. 	<p>ENERO</p> <p>FEBRERO</p> <p>MARZO</p>
VARIABLE DEPENDIENTE: Caracterización automática.	✓ Aplicación de la inteligencia artificial.	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Dominios de aplicación y parámetros de rendimiento informados. ✓ Anotaciones de imágenes. ✓ Aprendizaje automático. ✓ Plataformas de software utilizados. 	<p>ENERO</p> <p>FEBRERO</p> <p>MARZO</p>



CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN

(Adedeji y Wang, 2019), la acumulación de desechos sólidos en el área urbana se está convirtiendo en una gran preocupación, ya que resultaría en contaminación ambiental y puede ser peligroso para la salud humana si no se maneja adecuadamente. Es importante contar con un plan de gestión de residuos avanzado/inteligente para gestionar una variedad de materiales de desecho. Uno de los pasos más importantes de la dirección de despojos es la separación de los restos en los diferentes componentes y este proceso normalmente se realiza manualmente mediante recolección manual. Para simplificar el proceso, proponemos un sistema inteligente de clasificación de materiales de desecho, que se desarrolla utilizando el modelo de red neuronal convolucional de preentrenamiento de red residual de 50 capas (ResNet-50), que es una herramienta de aprendizaje automático y sirve como extractor, y Support Vector Machine (SVM) que se utiliza para clasificar los residuos en diferentes grupos/tipos, como vidrio, metal, papel, plástico, etc. El sistema propuesto se prueba en el conjunto de datos de imágenes de basura desarrollado por Gary Thung y Mindy Yang, y puede lograr una precisión del 87% en el conjunto de datos. El proceso de separación de los



residuos será más rápido e inteligente utilizando el sistema de clasificación de materiales de desecho propuesto sin o reduciendo la participación humana.

Abdallah, et al. (2020), el desarrollo de la gestión de despojos tiende a involucrar varios factores demográficos, ambientales, climáticos, técnicos, legislativos y socioeconómicos. Estos procesos no lineales complejos son difíciles de modelar, predecir y optimizar utilizando procedimientos convencionales. Recientemente, los métodos de inteligencia artificial (IA) al brindar enfoques computacionales alternativos, han ganado propulsión para solucionar problemas de gestión de despojos sólidos (SWM). La IA ha sido eficiente a la hora de aprender de la experiencia, aproximarse a problemas mal definidos y esgrimir los datos inconclusos y la inseguridad. Aunque se llevaron a cabo investigaciones importantes en este ámbito, muy pocos estudios de revisión han evaluado el potencial de la IA para resolver los diversos problemas de SWM. Esta revisión sistemática de la literatura recopiló 85 estudios de investigación, publicados entre 2004 y 2019, que analizan la utilización de la IA en varios campos de SWM. incluida la previsión de las características de los residuos, la detección del nivel de los contenedores de residuos, la predicción de los parámetros del proceso, las rutas de los vehículos y la planificación de la SWM. Esta revisión proporciona un análisis exhaustivo de los diferentes modelos y técnicas de IA aplicados en SWM, dominios de aplicación y parámetros de rendimiento informados, así como las plataformas de software utilizadas para implementar dichos modelos. También se analizan los desafíos y conocimientos de la aplicación de técnicas de IA en la SWM.



Togacar, et al. (2020), a menos que se tomen medidas adecuadas para los desechos, el equilibrio ecológico puede deteriorarse con el tiempo. Los desechos que se eliminan de la basura se pueden dividir en dos clases: orgánicos y de reciclaje. Desde hace unos años, la inteligencia artificial se menciona con frecuencia en todos los ámbitos de la tecnología. En este estudio, el conjunto de datos utilizado para la clasificación de residuos se reconstruye con la red AutoEncoder. Luego, los conjuntos de características se extraen utilizando dos conjuntos de datos mediante arquitecturas de redes neuronales convolucionales (CNN) y estos conjuntos de características se combinan. El método de regresión de crestas (RR) realizado en el conjunto de características combinado redujo la cantidad de características y también reveló las características eficientes. Se utilizaron máquinas de vectores de soporte (SVM) como clasificadores en todos los experimentos. La precisión de clasificación más exitosa en los experimentos fue del 99,95%. En este estudio, se ve que el enfoque propuesto tiene éxito en la clasificación de tipos de residuos.

Salinas, et al. (2021), el objetivo del estudio fue desarrollar en un contenedor y clasificador automático los despojos sólidos reciclables originados en la Universidad de la Amazonia y efectuar sus caracterizaciones en este tipo de despojos, para cooperar al proceso de sostenibilidad ambiental unido al concepto de economía circular en el campo educativo, por medio de la aplicación de las tecnologías de la información y la comunicación (TIC). Se ha empleado una metodología determinada que se dividió en cinco etapas, las cuales pertenecen: a la prueba interna beta test, al entrenamiento del sistema de inteligencia artificial (IA), a la delineación y



edificación del contenedor, a la caracterización de los despojos sólidos, conocimiento de la utilización de los residuos sólidos por los beneficiarios de las cafeterías; como resultado, se han obtenido un ingreso económico aproximado de \$138.000, producto de la reproducción total de despojos plásticos de 66 kg a la semana. Asimismo, se desarrolló el clasificador y contenedor automático capaz de almacenar y reconocer botellas plásticas utilizando una red neuronal artificial. En conclusión, el desarrollo de tecnologías como el contenedor y clasificador automático admite mejorar la selección y clasificación de componentes reciclables de forma acelerada y segura. Además, el reciclaje de despojos plásticos en un instituto de educación superior (IES) contribuye a la sostenibilidad del medio ambiente.

Wei, et al. (2021), un robot de clasificación automática basado en un reconocimiento eficaz de imágenes podría ayudar a reducir las enormes tareas de reciclaje. Red neuronal convolucional (CNN), como DenseNet121, mejoró la tecnología tradicional de reconocimiento de imágenes y fue el enfoque actualmente dominante para el reconocimiento de imágenes. Para evaluar el rendimiento de las CNN se utilizó un famoso conjunto de datos de referencia, es decir, TrashNet, compuesto por un total de 2527 imágenes con seis categorías de residuos diferentes. Para mejorar la precisión de la clasificación de residuos impulsada por las CNN, se podría adoptar el método de aumento de datos para hacerlo, pero nunca se utilizó el ajuste óptimo de los hiperparámetros de la capa totalmente conectada de la CNN. Por lo tanto, además del aumento de datos, este estudio tiene como objetivo utilizar un algoritmo genético (GA) para optimizar la capa completamente conectada de DenseNet121 para mejorar la precisión de



clasificación de DenseNet121 en TrashNet y propone el DenseNet121 optimizado. Los resultados muestran que el DenseNet121 optimizado logró la mayor precisión del 99,6%, en comparación con las CNN de otros estudios. El aumento de datos podría lograr una mayor eficiencia en la mejora de la precisión de la clasificación de imágenes que optimizar la capa completamente conectada de DenseNet121 para TrashNet. Reemplazar la función del clasificador original de DenseNet121 con una capa completamente conectada puede mejorar el rendimiento de DenseNet121. El DenseNet121 optimizado mejoró aún más la precisión y demostró la eficiencia del uso de GA para optimizar el número de neuronas y la tasa de abandono de la capa completamente conectada. El mapeo de activación de clases ponderado por gradiente ayudó a resaltar las características generales de la imagen de desechos y proporcionó información adicional sobre la explicabilidad de DenseNet121 optimizado.

Cuingnet, et al. (2022), en las instalaciones de recuperación de materiales (MRF), los residuos sólidos municipales reciclables se convierten en un bien preciado. Sin embargo, un reciclaje eficaz depende de una clasificación eficaz de los residuos, lo que sigue siendo un desafío para el desarrollo sostenible de nuestra sociedad. Para ayudar a las operaciones a mejorar y optimizar sus procesos, este documento describe PortiK, una solución para el análisis automático de residuos. Basado en análisis de imágenes y reconocimiento de objetos, permite mediciones continuas, en tiempo real y no intrusivas de la composición masiva de los flujos de desechos. La solución de extremo a extremo se detalla con todos los pasos necesarios para que el sistema funcione, desde las especificaciones de



hardware y la recopilación de datos hasta la información de supervisión obtenida mediante aprendizaje profundo y análisis estadístico. El sistema general fue probado y validado en un entorno operativo en una instalación de recuperación de materiales. PortiK monitoreó el flujo de una lata de aluminio para estimar su pureza. Las latas de aluminio se detectaron con una precisión del 91,2% y un retiro del 90,3%, respectivamente, lo que resultó en una subestimación del número de latas en menos del 1%. En cuanto a los contaminantes (es decir, otros tipos de residuos), la precisión y la recuperación fueron del 80,2% y el 78,4%, respectivamente, lo que supone una subestimación del 2,2%. A partir de cinco análisis de muestras en los que se contaron y pesaron los residuos por lote, los resultados de la detección se utilizaron para estimar la pureza y su nivel de confianza. Se calculó que el error de estimación estaba dentro del $\pm 7\%$ después de 5 minutos de seguimiento y del $\pm 5\%$ después de 8 horas. Estos resultados han demostrado la viabilidad y relevancia de la solución propuesta para el control de calidad en línea del flujo de latas de aluminio.

Moral, et al. (2022), la investigación describe los logros científicos de una colaboración entre un grupo de indagación y parte de la gestión de despojos de la división de una empresa. Si bien estos resultados podrían ser la base para varios desarrollos prácticos o comerciales, aquí nos centramos en una contribución científica novedosa: una metodología para generar de manera automática mapas de contenedores de residuos geolocalizados. Se basa en el uso de algoritmos de Visión por Computador para detectar contenedores de residuos e identificar su ubicación geográfica y dimensiones. Los algoritmos analizan una secuencia de vídeo y



proporcionan una discriminación automática entre imágenes con y sin contenedores. En concreto, se han seleccionado para realizar pruebas dos detectores de objetos de última generación basados en técnicas de aprendizaje profundo, en función de su rendimiento y de su adaptabilidad a un entorno a bordo en tiempo real: EfficientDet y YOLOv5. Los resultados informados indican que el detector YOLOv5 es el de mejor rendimiento tanto en términos eficiencia como de precisión. De media, YOLOv5 obtiene un valor de precisión medio de 0,89 y una velocidad de detección de 67,3 fotogramas por segundo. El modelo visual propuesto para la detección de contenedores de residuos es capaz de operar eficazmente con rendimiento constante independientemente del tipo de contenedor (residuos orgánicos, reciclaje de plástico, vidrio y papel, entre otros) y trazado de la ciudad, que se ha valorado evaluándolo en once ciudades españolas diferentes que varían en cuanto a tamaño, clima, diseño urbano y apariencia de los contenedores.

Lu, et al., (2022), el reconocimiento oportuno y preciso de la composición de los desechos de la construcción (RC) puede proporcionar información de referencia para su gestión posterior (por ejemplo, segregación, determinación del destino adecuado de eliminación). Cada vez más, tecnologías inteligentes como la visión por ordenador (CV), robótica e inteligencia artificial (IA) se implementan para automatizar el reconocimiento de la composición de los residuos. Los estudios existentes se centran en objetos de desecho individuales en entornos bien controlados, pero no consideran la complejidad de los escenarios de la vida real. Esta investigación toma los desafíos de la naturaleza mezclada y desordenada de



CW como punto de inicio e intenta automatizar la identificación de la composición de CW mediante el uso de tecnologías CV. En primer lugar, se realizan esfuerzos meticulosos de recopilación, limpieza y anotación de datos para crear un conjunto de datos CW de alta calidad que comprende 5366 imágenes. Luego, una semántica de CV de última generación. Luego una segmentación. Se introduce la técnica DeepLabv3+ para desarrollar un modelo de segmentación CW. Finalmente, se prueban varios hiperparámetros de entrenamiento mediante experimentos ortogonales para calibrar el rendimiento del modelo. El enfoque propuesto logró una intersección media sobre unión (mIoU) de 0,56 al segmentar nueve tipos de materiales/objetos con un rendimiento de tiempo de 0,51 s por imagen. Se descubrió que el enfoque era sólido ante la variación de la iluminación y los tipos de vehículos. El estudio contribuye al importante problema del reconocimiento de la composición de materiales, formalizando un enfoque de segmentación semántica basado en aprendizaje profundo para el reconocimiento de la composición de CW en entornos complejos. Allana el camino para mejorar gestión de las CW, particularmente en lo que respecta a la robótica, en el futuro. Los modelos entrenados están alojados en GitHub, en función del cual los investigadores pueden ajustar aún más sus aplicaciones específicas.

Haris, et al. (2023), la gestión de residuos es un componente esencial de la gestión urbana. Como solución de despojos, la dirección de despojos es primordial. El objetivo de la investigación es desarrollar una base de datos de gestión de residuos acoplada a un sistema de robot mecatrónico. El punto de partida de esta investigación es recopilar y recopilar datos sobre los tipos



de basura que se encuentran en Indonesia. Los residuos indonesios se clasifican en seis grupos: cartón, papel, metal, plástico, médicos y orgánicos. El total de imágenes de los seis grupos se estima en 1880 fotografías. Según esta base de datos de imágenes, se utilizó entrenamiento de la Inteligencia Artificial (IA) para crear el sistema de clasificación. En el proceso final de IA, el método de prueba se realizó utilizando DenseNet121, DenseNet169 y DenseNet201. Las pruebas con inteligencia artificial DenseNet201 en 40 épocas arrojan la mejor tasa de precisión del 92,7%. Simultáneamente con las pruebas de Inteligencia Artificial, se crea un sistema mecatrónico como implementación directa del modelo de salida de Inteligencia Artificial. El sistema mecatrónico incluye un robot de cuatro brazos servo con movilidad de ruedas con motor de corriente continua. Según estos hallazgos, la base de datos de residuos de Indonesia se puede clasificar correctamente utilizando Inteligencia Artificial y el sistema mecatrónico. Esta mayor precisión del modelo de inteligencia artificial puede utilizarse para crear un prototipo de robot de clasificación de residuos. La base de datos de residuos de Indonesia se puede clasificar correctamente utilizando la inteligencia artificial y el sistema mecatrónico. Esta mayor precisión del modelo de inteligencia artificial puede utilizarse para crear un prototipo de robot de clasificación de residuos. La base de datos de residuos de Indonesia se puede clasificar correctamente utilizando la inteligencia artificial y el sistema mecatrónico. Esta mayor precisión del modelo de inteligencia artificial puede utilizarse para crear un prototipo de robot de clasificación de residuos.



Carrera, et al. (2023), el reciclaje de plásticos puede aminorar la reproducción de despojos y optimizar su gestión, pero la industria del reciclaje necesita tanto una reducción de costos como un aumento de los ingresos para ser económicamente viable. Recientemente, las técnicas de clasificación de plástico reciclado con Inteligencia Artificial han ganado popularidad, ya que pueden evitar la clasificación manual, que requiere mucho tiempo y es económicamente menos rentable que el procesamiento automático. En este artículo, proporcionamos un marco económico para el control de clasificación de calidad mediante la clasificación de plásticos según el espectro infrarrojo de polímeros y algoritmos de aprendizaje automático. Además, el marco sugerido ofrece un método para seleccionar el algoritmo según la clase de ingresos del polímero y las mayores ventajas económicas. Además, nuestros experimentos demuestran que las espectroscopías de infrarrojo por transformada de Fourier (FTIR) e infrarrojo cercano (NIR) combinadas con algoritmos de aprendizaje automático son adecuadas para la clasificación de plástico, ya que se han probado cuatro conjuntos de datos y siete algoritmos de aprendizaje automático para clasificar cloruro de polivinilo (PVC), poliestireno (PS), tereftalato de polietileno (PET), polipropileno (PP) y polietileno (PE). El objetivo primordial de esta investigación es el control de calidad para la categorización de polímeros y el análisis de sus respectivos ingresos por reciclaje, ya que esta es una de las preocupaciones más serias en el sector del reciclaje debido a que la dificultad para categorizar los polímeros conduce a una gestión ineficiente de los plásticos. Además, se utilizó para determinar qué algoritmo produce los mejores resultados para cada tipo de plástico.



2.2. BASES TEÓRICAS

2.2.1. Los residuos sólidos

Adetunji, et al. (2023), es una colección de varias sustancias desde pequeñas hasta extremadamente grandes. Los componentes y la cantidad de residuos sólidos son vitales para determinar estrategias adecuadas de manipulación y gestión de los materiales de desecho. Se compone de vidrio, metales, latas de aluminio, desechos de madera, desechos de jardín, desechos de alimentos, papel, caucho, plásticos, textiles, cuero; materiales de construcción y demolición, entre otros. Sin embargo, los componentes de desechos orgánicos de los desechos sólidos son mayores debido al mayor consumo de alimentos domésticos y desechos comerciales. Los despojos sólidos orgánicos son de medio no homogéneo con características fisicoquímicas variables. Estos incluyen el tamaño de las partículas de desechos, el contenido de humedad, la demanda química de oxígeno (DQO), la densidad, el potencial de biometano (BMP), los sólidos totales (TS), el fósforo total (TP) y el nitrógeno total (TN). Asimismo, los residuos sólidos orgánicos engloban elementos nutritivos, incluidos minerales, carbohidratos, proteínas, lípidos, etc., que son reutilizables como materia prima en la generación de artículos de sostén biológico. Los desechos orgánicos son biodegradables y se derivan principalmente de desechos agrícolas o desechos de alimentos. La composición de estos materiales de desecho difiere entre municipios, regiones y países, según el estilo de vida, el sistema industrial, las directrices de dirección de despojos y la situación financiera. El incremento global de la densidad de urbe, la acelerada industrialización, la urbanización y el aumento del nivel de vida



han mejorado significativamente la calidad, cuantía y tasa de reproducción de residuos sólidos, causando serios desafíos socioeconómicos con consecuentes efectos ambientales y de salud. La cantidad de residuos generados está relacionada con el desarrollo financiero y el estado de ingresos de un país en particular. Según un informe del Banco Mundial, la producción mundial de residuos en 2016 fue de $1,3 \times 10^9$ toneladas. Esto se elevó a $3,40 \times 10^9$ toneladas por año y con una proyección de 70% de incremento en 2050. Se observa una tendencia similar en Sudáfrica, donde la generación de residuos per cápita aumenta con la mejora del nivel de vida. En consecuencia, una adecuada gestión de los despojos sólidos es imperativa para aliviar la contaminación y promover su reutilización como materia prima para la generación de productos valiosos. La elección de tecnologías apropiadas para la gestión de residuos sólidos está influenciada por la composición y características de los materiales de desecho.

2.2.2. Tipos de residuos sólidos

Los despojos sólidos se clasifican en diferentes grupos, según la fuente (origen) y la propiedad. Según el origen, los desechos sólidos incluyen desechos domésticos, desechos institucionales, desechos agrícolas, desechos biomédicos, desechos municipales y desechos industriales (Abdel y Mansour, 2018). Sin embargo, según su propiedad, los residuos sólidos podrían ser residuos orgánicos, residuos inorgánicos, residuos biodegradables, residuos no biodegradables, residuos peligrosos y residuos no peligrosos (Varjani, et al., 2021). Otras formas de desechos sólidos incluyen desechos plásticos, desechos radioactivos, aguas residuales, desechos mineros y desechos de cenizas de basura (Prajapati, et al., 2021).



2.2.2.1. Residuos agrícolas

(Abdel y Mansour, 2018), los desechos agrícolas son materiales de desecho que se generan en los campos agrícolas y consisten principalmente en entre un 35 y un 50 % de celulosa, entre un 25 y un 30 % de lignina y entre un 25 y un 30 % de hemicelulosa. Existen como desechos vegetales, desechos de frutas y residuos de cultivos. Las cáscaras de frutas se obtienen de plátano, naranja, mangos, papaya, piña, etc. Dichos desechos de frutas, así como desechos vegetales, se transforman en alimento para animales. El bagazo de caña de azúcar es una fibra seca que se obtiene tras extraer el jugo de la caña de azúcar. Los residuos de cultivos son materiales de desecho económicos y fácilmente disponibles que se obtienen inmediatamente de las granjas. Incluyen paja de maíz, paja de arroz, paja de trigo, vainas de semillas, hojas, entre otros y forman una biomasa prometedora y de valor agregado para la producción de productos de base biológica. Además, los desechos ganaderos, incluidos excrementos de pollo, pieles de animales, paja, cadáveres y purines, estiércol de vaca, entre otros, tienen un alto contenido en nitrógeno, lo que los hace empleables como sustrato para la producción de biogás y biofertilizantes. La cantidad y los componentes de los desechos agrícolas están influenciados por el tipo de operación, las características de la materia prima, los pasos de procesamiento, así como la naturaleza y el tipo de productos formados.

2.2.2.2. Residuos industriales

(Abdel y Mansour, 2018), los desechos industriales son materiales de desecho generados antes, durante o después de los procesos de



producción, o como subproductos de una variedad de industrias como la industria procesadora de aves, la industria del aceite comestible, la industria láctea, la industria de pulpa y papel, los mataderos, la industria azucarera, la industria del procesamiento de pescado, plantas procesadoras de frutas y verduras. Los materiales de desecho se producen durante la manipulación, corte, procesamiento, tratamiento térmico, transporte, embalaje por la decoloración, invasión microbiana y reacciones bioquímicas. De forma convencional, los desechos industriales generalmente se vierten, se incineran, se depositan en vertederos, se convierten en abono o se digieren anaeróticamente en biofertilizantes, lo que minimiza la contaminación ambiental y aumenta la nutrición del suelo. Además, estos desechos poseen un enorme potencial de utilización como materia prima para la producción de productos valiosos como biocombustibles, ácidos orgánicos, enzimas, entre otros. Por ejemplo, los desechos del matadero, como pelos, piel, plumas, cuernos y pezuñas, tienen altas cantidades de materia orgánica, grasa animal y proteínas. Además, el aserrín de la industria maderera como sustrato para la producción de la casa por un hongo (*Coriolopsis gallica*). Debido a su rica composición de proteínas y lípidos, los desechos del procesamiento del pescado se reconocen como un inductor barato para la producción microbiana de esterasa.

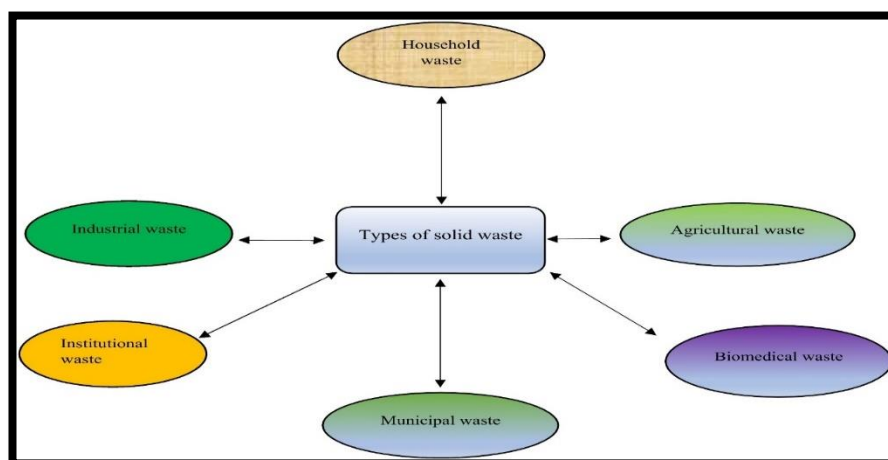
2.2.2.3. Residuos municipales

(Abdel y Mansour, 2018), los desechos municipales son materiales de desecho que se obtienen de hogares, instituciones y actividades comerciales. La composición de los desechos está influenciada por la variación estacional, el estatus económico y la actividad social de las

personas. Además, la composición de los residuos municipales es heterogénea y se compone de papel, aceite, plástico, agua, así como restos de alimentos en mal estado y restos de cocinas, restaurantes y mercados domésticos. La presencia de humedad y sales en los desechos municipales conduce a la rápida descomposición de su contenido de materia orgánica, que resulta con olores desagradables, además, sirve como hábitat de reproducción para vectores de enfermedades infecciosas. Además, los materiales de desecho municipales se componen de proteínas, almidón, lípidos, celulosa y otros componentes orgánicos que, cuando se biodegradan, pueden utilizarse para producir valiosos productos de base biológica. Por ejemplo, la intrincada composición de los desechos de alimentos domésticos (*Bacillus thuringiensis*), permite que prospere para la producción de biopesticida. El poder calorífico de los residuos municipales es un índice vital que determina su empleabilidad para la producción de bioenergía. Un mayor contenido calórico de los desechos sólidos es favorable para la producción de bioenergía.

Figura 1

Varios tipos de residuos sólidos



Nota: Adetunji, et al. (2023).



2.2.3. Gestión de residuos sólidos urbanos

(Ahmad, et al., 2024), los residuos sólidos urbanos se suelen tratar desde la fuente de generación hasta su disposición final, incluyendo todas las operaciones y transformación de estos residuos. La gestión de residuos sólidos urbanos es un sistema integral implementado para tratar de forma eficaz y sostenible los residuos sólidos de forma eficiente. La gestión de residuos sólidos urbanos abarca varios elementos clave que trabajan juntos para mantener la limpieza ambiental y la salud pública. Uno de los elementos fundamentales del sistema de gestión de residuos sólidos urbanos es la recogida de residuos. El proceso de recogida de residuos se organiza proporcionando contenedores dedicados en diferentes zonas para la recogida de residuos. La recogida de residuos se programa periódicamente según las necesidades de la comunidad y la región. Los residuos domésticos, comerciales e industriales se recogen en estos contenedores y se transportan de forma segura a instalaciones de tratamiento designadas. Después de la recogida de residuos, se clasifican adecuadamente. Los residuos reciclables, como papel, plástico, vidrio y metales, se separan para su reciclaje. Los residuos peligrosos también se separan y tratan por separado para minimizar los impactos ambientales negativos. Los sistemas de gestión de residuos sólidos también incluyen planes para la eliminación segura y eficiente de los residuos. Los residuos no reciclables se transportan a plantas de tratamiento especializadas donde se llevan a cabo procesos como la incineración o las reacciones químicas para eliminar los residuos de manera ambientalmente segura. También se hace hincapié en reducir el volumen de residuos no tratados y minimizar los impactos negativos en la



salud pública y el medio ambiente. Además, los sistemas de gestión de residuos sólidos implican la concienciación y la educación del público sobre la importancia del reciclaje y la eliminación adecuada de los residuos. En resumen, la gestión de residuos sólidos es un sistema integral destinado a recolectar, clasificar y procesar los residuos sólidos de manera sostenible e higiénica. Este sistema incluye la recolección de residuos, la clasificación, la eliminación segura y la concienciación del público sobre la importancia de la gestión adecuada de los residuos sólidos. La implementación de un sistema de gestión de residuos sólidos contribuye a mantener la limpieza ambiental, reducir los impactos ambientales negativos y promover el desarrollo sostenible. La naturaleza compleja de la gestión adecuada de los residuos sólidos (GRS) se ve exacerbada por la era interconectada del crecimiento urbano exponencial y no planificado, la incapacidad técnica y financiera de las instituciones y la falta de responsabilidad del consumidor. Incluso con los avances en las técnicas, equipos y procesos de GRS, la recolección y eliminación de residuos siguen siendo elementos extremadamente difíciles del sistema de GRS. La GRS inadecuada puede tener varios efectos perjudiciales para el medio ambiente, como la contaminación del agua, el aire y el suelo, así como problemas de salud pública. A veces, los residuos se queman, lo que crea contaminación del aire. Los países en desarrollo, en particular, experimentan consecuencias directas sobre la salud pública debido a la mala GRS. A nivel mundial, se generan anualmente alrededor de 2 mil millones de toneladas de residuos sólidos urbanos. Sorprendentemente, aproximadamente el 33% de estos residuos no son recogidos por las autoridades locales. De los residuos que sí se recogen,



una parte significativa, alrededor del 70%, se elimina en vertederos y basureros.

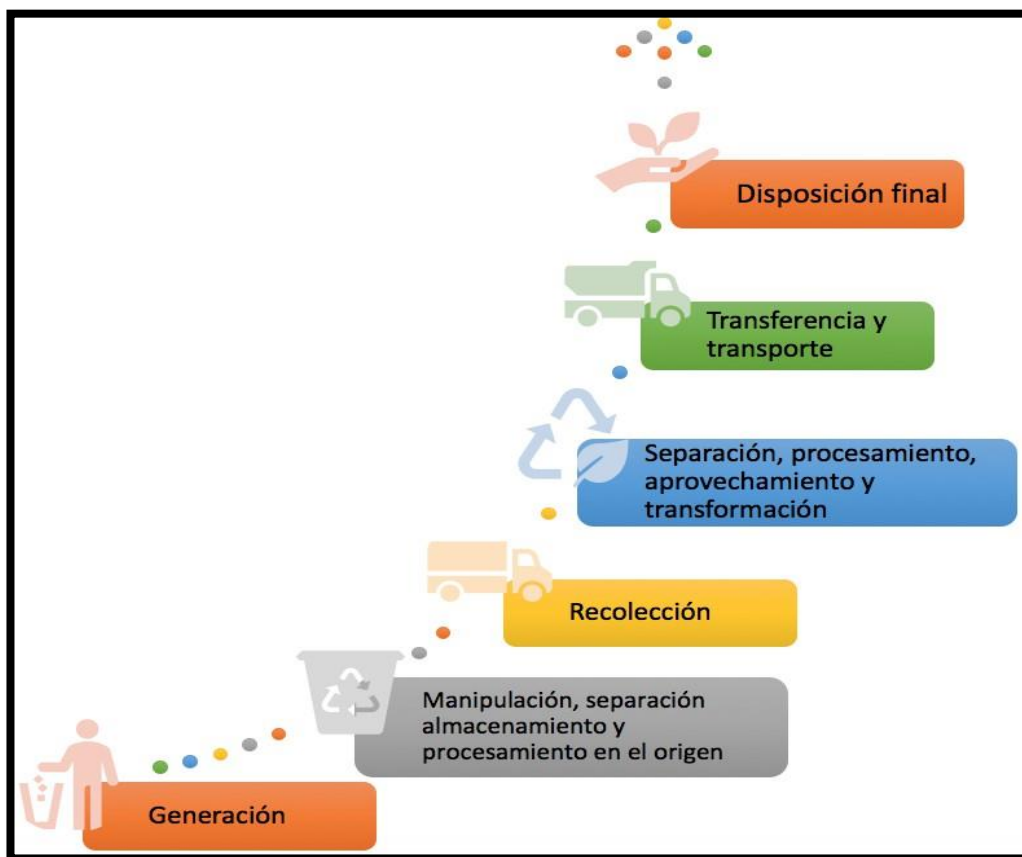
(Arteaga, et al., 2023), la gestión de residuos sólidos (GRS) es un proceso técnico, administrativo que abarca la planificación, diseño, implementación y evaluación para asegurar una adecuada gestión de los residuos. Actualmente, a nivel mundial se generan 201 billones de t/año de residuos, de los cuales el 33% se gestiona de forma inadecuada. Esta situación es crítica en los países en desarrollo porque las proyecciones de reducción de residuos no cumplen con los objetivos de desarrollo sostenible de la ONU. En América Latina y el Caribe, la tasa de generación de residuos es de 1.04 kg/habitante/día y es responsable de la gestión de 541,000 toneladas de residuos sólidos urbanos al día. Por lo tanto, solo el 10% de los residuos generados se recicla, mientras que el 90% restante se destina a vertederos sin control sanitario. De continuar las tendencias actuales, la tasa mundial de generación de residuos podría alcanzar los 20 billones de toneladas al año en 2050. El auge económico, la rápida urbanización y la transformación de los patrones de consumo han aumentado la producción de residuos sólidos. Esta situación es similar en Perú, que genera más de 23,000 toneladas/día de residuos sólidos y cuenta con 52 rellenos sanitarios, lo que representa un déficit del 85% (se necesitan más de 344 rellenos sanitarios para cubrir la demanda). En 2018, se registraron más de 1,585 áreas degradadas por residuos sólidos y 62 infraestructuras informales para la disposición final de residuos. En Perú, la gestión de residuos sólidos (GRS) es responsabilidad de las municipalidades (distritos o provincias). Estos gobiernos locales son responsables de brindar apoyo en la



minimización, generación, recolección, transferencia, uso y disposición final en colaboración con la población y el gobierno central (la presidencia y sus ministros de estado). Sin embargo, el factor limitante para la mayoría de los gobiernos locales es la falta de infraestructura adecuada y la escasez de recursos financieros para la gestión de residuos sólidos. La generación de residuos sólidos en Chiclayo (una ciudad del norte de Perú) es de aproximadamente 455.63 toneladas/día, con una producción total de 166,306 toneladas/año. Esta situación ha provocado la acumulación de residuos en espacios urbanos como lotes baldíos, riberas de cuerpos de agua e infraestructura vial. La acumulación de residuos genera enfermedades transmitidas por vectores (causadas por virus y bacterias que se transmiten por las picaduras de moscas, flebótomos, ácaros y roedores), que afectan negativamente la salud de la población y el medio ambiente de Chiclayo. La acumulación de residuos sólidos en los espacios públicos genera un paisaje sucio, efectos negativos en el drenaje y pérdida de bienestar poblacional.

Figura 2

Esquema para la gestión de residuos sólidos



Nota: Solano, (2021).

2.2.4. Manejo de los residuos sólidos

(Abu, et al., 2024), la gestión de residuos sólidos (SWM) es actualmente un problema ambiental importante debido a la rápida urbanización, el aumento de la población y los cambios en los patrones de consumo. La gestión de los residuos sólidos es un problema complejo, especialmente en las zonas urbanas, y requiere un enfoque sostenible e integrado. Los factores económicos, culturales y ambientales afectan la naturaleza y la composición de los residuos sólidos, que varían significativamente de una región a otra. Comprender la definición y la clasificación de los residuos sólidos es crucial para su gestión eficaz y desarrollar estrategias para minimizar su impacto en el medio ambiente y la



salud humana. El desafío de la SWM se ve agravado por el crecimiento de la población, la urbanización y el desarrollo económico. Estos factores provocan una mayor generación de residuos, una infraestructura inadecuada y limitaciones financieras, lo que dificulta la recogida, el transporte y la eliminación adecuados de los residuos. Esta situación es especialmente complicada en los países en desarrollo, donde la rápida urbanización y los cambios en los estilos de vida complican aún más la gestión de los residuos. En los países en desarrollo, los residuos orgánicos constituyen una parte importante de los residuos sólidos urbanos, lo que contribuye a las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI). La composición de los residuos sólidos en entornos específicos, como los campus escolares, también puede variar, y una parte importante es orgánica y reciclable. Las prácticas eficaces de gestión de residuos sólidos (GRS) incorporan diversas estrategias, como la reducción de residuos, el reciclaje, el compostaje, la recuperación de energía y el vertido. El éxito de los programas de gestión de residuos depende en gran medida del marco jurídico, la participación pública, los mecanismos financieros y los avances tecnológicos. El cambio hacia opciones creativas y respetuosas con el medio ambiente en la gestión y reducción de residuos es importante para construir economías estables, desarrollar comunidades sostenibles y proteger la tierra para las generaciones futuras. La evaluación sostenible de los residuos sólidos implica evaluar y analizar varios aspectos de la gestión de residuos para garantizar prácticas respetuosas con el medio ambiente y eficientes. Esto incluye la evaluación de riesgos y los desafíos en la clasificación y el transporte de residuos, así como la conversión de residuos en energía

utilizando tecnologías energéticamente eficientes. Las estrategias de gestión de residuos sólidos consisten en una amplia gama de técnicas, cada una con principios operativos específicos, implicaciones ambientales y eficiencia de recuperación de recursos. Los métodos más comunes son el relleno sanitario, la incineración, el compostaje, la anaeróbica y el reciclaje. Los rellenos sanitarios, que se utilizan habitualmente para la eliminación de residuos, ofrecen un potencial limitado para la recuperación de materiales y la recuperación de energía, lo que genera materiales reciclables no descubiertos y problemas ambientales.

2.2.5. Caracterización de residuos sólidos

(Thapaliya, et al., 2024), la gestión de residuos sólidos es un problema medioambiental complejo a escala mundial, y los países en desarrollo encuentran considerables dificultades para implementarla de manera eficiente y eficaz. La gestión de residuos sólidos (GRS) se erige como un desafío ambiental fundamental a nivel mundial, crítico para conservar los recursos y salvaguardar la calidad del agua, el aire y el suelo. La tarea de lograr una GRS eficaz y sostenible es particularmente abrumadora tanto en los países desarrollados como en desarrollo, dados los impactos crecientes del crecimiento de la población, la rápida urbanización y la expansión industrial. En las últimas décadas, la escala de residuos sólidos generados en áreas urbanas ha aumentado drásticamente, con proyecciones que indican un aumento continuo. En los países en desarrollo, la gestión de los residuos sólidos urbanos (RSU) se ve afectada por varios desafíos comunes, entre ellos, una cobertura de servicios inadecuada, ineficiencias operativas, iniciativas de reciclaje limitadas, prácticas inadecuadas de vertedero y una



gestión inadecuada de los residuos peligrosos y sanitarios. La gestión eficaz de los RSU es crucial para crear ciudades limpias y habitables y desempeña un papel vital a la hora de evitar problemas como sistemas de drenaje obstruidos e inundaciones urbanas. Muchos países en desarrollo se enfrentan a una infraestructura de eliminación de residuos y unos servicios de recogida insuficientes, lo que agrava los riesgos medioambientales y de salud pública. La gestión de residuos sólidos sigue siendo un desafío persistente acentuado por la rápida urbanización y la densa población.

(Trivedi, et al., 2024), los residuos industriales y sólidos peligrosos (ISHW, por sus siglas en inglés) incluyen sustancias químicas, metales pesados, solventes, lodos tóxicos y suelos contaminados, que se caracterizan por su toxicidad, corrosividad, inflamabilidad o reactividad, y que representan amenazas significativas para el medio ambiente y la salud humana. La gestión de ISHW es una preocupación global que perjudica tanto a los países en desarrollo como a los países desarrollados y requiere métodos especializados de manipulación, tratamiento y eliminación que apunten a proteger la salud pública y a reducir la contaminación ambiental. La gestión inadecuada y la exposición a los ISHW pueden provocar la contaminación del suelo, las aguas subterráneas y los ecosistemas, lo que causa graves problemas de salud, como problemas respiratorios, trastornos neurológicos, neoplasias malignas, cáncer, trastornos relacionados con mutaciones y problemas reproductivos para los trabajadores, las comunidades cercanas y las generaciones futuras. La gestión de los residuos de origen químico no es responsabilidad de los organismos locales; las industrias que generan dichos residuos deben gestionarlos por sí mismas



y deben solicitar la autorización de las respectivas juntas estatales de control de la contaminación (SPCB, por sus siglas en inglés) de conformidad con las Normas sobre gestión y movimiento transfronterizo de residuos peligrosos y otros. Sin embargo, mediante los esfuerzos conjuntos de las SPCB, los organismos locales y las industrias, podría desarrollarse un mecanismo para una mejor gestión. El Centro Internacional de Tecnología Ambiental (IETC) del Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente (PNUMA), ubicado en Japón, desempeña un papel destacado en la facilitación de la adopción de sistemas integrados de gestión de residuos en todo el mundo, con el foco puesto en el apoyo a las naciones en desarrollo a través de proyectos piloto localizados a nivel comunitario. Se emplean diversos métodos, como la incineración, la estabilización química, la neutralización, la degradación biológica o la encapsulación, para gestionar los residuos industriales peligrosos, haciéndolos menos nocivos o inertes. El vertido seguro, la inyección en pozos profundos y el tratamiento térmico se utilizan para eliminar los residuos industriales peligrosos y minimizar los riesgos de contaminación del suelo, el agua y el aire en función de la naturaleza y los requisitos reglamentarios de los residuos.

2.2.6. Fuentes y composición de los residuos sólidos

(Awasthi, et al., 2023), la cantidad de RSU generados se ve afectada por una variedad de factores, incluidas las preferencias alimentarias, el nivel de vida, el nivel de actividad comercial y la temporada. Cualquier material no deseado o excluido generado por diversas actividades humanas se considera residuo sólido. Se puede clasificar en función de su composición (material orgánico, vidrio, metal, plástico o papel) o su potencial de riesgo



(tóxico, no tóxico, inflamable, radiactivo o infeccioso). Los residuos sólidos son un subproducto de la actividad humana que se espera que aumente a medida que la población mundial crece, la urbanización se acelera, los niveles de vida mejoran y los patrones de consumo cambian. En las últimas décadas, la gestión de residuos sólidos (GRS) se ha convertido en una preocupación alarmante por la degradación de la tierra, la pérdida de biodiversidad, la contaminación del aire, el saneamiento y la propagación de enfermedades infecciosas en muchas ciudades de países en desarrollo. La gestión de los residuos sólidos urbanos (RSU) incluye todas las actividades siguientes: recogida, transferencia, recuperación de recursos, reciclaje y tratamiento. La protección de la salud pública, la mejora de la calidad medioambiental, el fomento de la sostenibilidad y el impulso de la producción económica son los principales objetivos de la RSU. La salud pública y la gestión medioambiental reciben muy poca financiación del presupuesto nacional. Con el tiempo, ha habido un aumento continuo en el número de personas que viven en áreas urbanas en todo el mundo. En 2018, la población urbana del mundo era el 55% de la población total, pero una investigación del Departamento de Asuntos Económicos y Sociales de las Naciones Unidas ha predicho que el número aumentará al 68% para 2050. Según los informes, más del 90% del crecimiento ocurrirá en Asia y África. El aumento de la población urbana, combinado con la expansión económica y el aumento de las condiciones de vida, ha resultado en la generación de cantidades masivas de desechos en las ciudades de los países en desarrollo. El aumento de los niveles de población, una economía en auge, la rápida urbanización y un aumento en los niveles de vida de la comunidad



han contribuido a un aumento significativo en la tasa de producción de residuos sólidos municipales en los países en desarrollo. La migración de personas de las áreas rurales a las áreas urbanas ha resultado en asentamientos no planificados. Debido a la negligencia de las autoridades locales sobre el impacto ambiental de los residuos sólidos municipales (RSU), el nivel de contaminación ha aumentado enormemente deteriorando la tierra, el agua y el aire. Por otro lado, los procesos de gestión de RSU como el compostaje, la quema y los vertederos emiten gases de efecto invernadero al medio ambiente, como metano, óxido nitroso y dióxido de carbono. Las características locales de los residuos, que varían con elementos culturales, meteorológicos y socioeconómicos, así como las capacidades institucionales, son fundamentales para las soluciones eficaces de gestión de residuos. La gestión de residuos se está volviendo más regionalizada y estructurada a escala global. Los residuos suelen controlarse formalmente a nivel municipal o regional en las naciones desarrolladas, donde los residentes producen significativamente más residuos que otros ciudadanos. En los países menos industrializados, donde los ciudadanos generan menos basura, que es en gran parte biogénica, los residuos son gestionados por una combinación de actores formales e informales.

2.2.7. Sistema de planificación de gestión de residuos sólidos

(Ihsanullah, et al., 2022), para gestionar eficazmente los residuos sólidos urbanos es necesario contar con infraestructuras, transporte e instalaciones de eliminación adecuadas. Además, en los países en desarrollo se encuentran otros obstáculos para gestionar eficazmente los residuos sólidos urbanos, como: la eliminación inadecuada en vertederos; el



uso limitado de las diligencias de reciclaje; la gestión no adecuada de los despojos perjudiciales no industriales; la cobertura no adecuada de los servicios y; la ineficiencia operativa de los servicios.

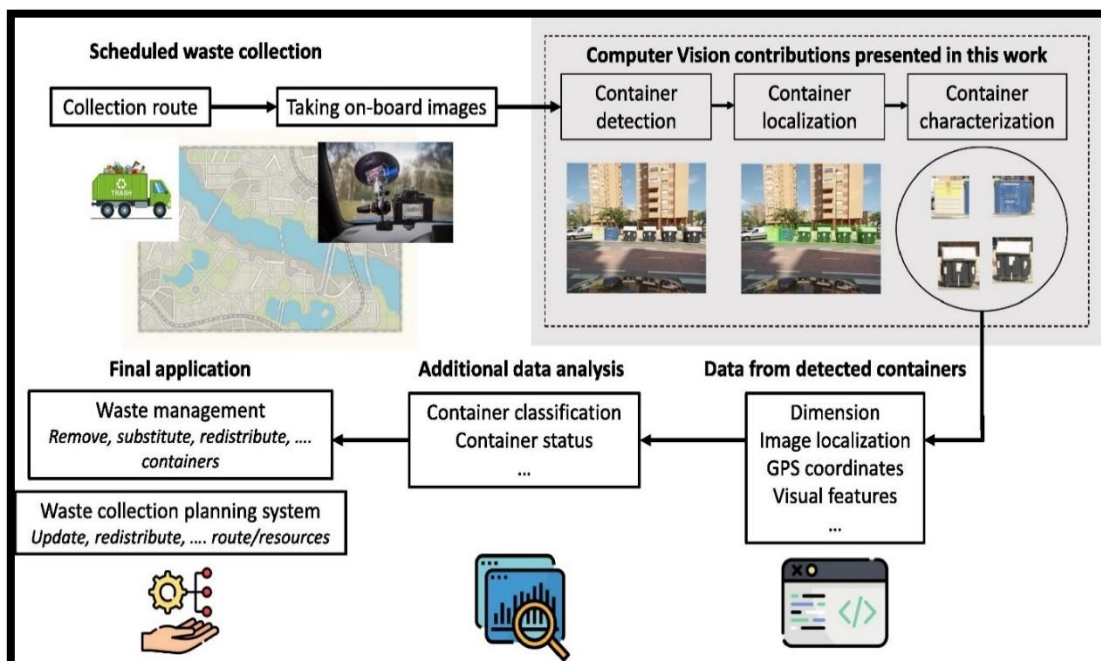
(Moral, et al., 2022), la planificación de la infraestructura de recolección de residuos sigue premisas sólidas y bien establecidas para la ubicación y emplazamiento de los contenedores en las ciudades. Pero, en situaciones como la sustitución de una infraestructura antigua por una nueva con capacidades diferentes, procesos de interacción humana por los cambios en el ámbito urbano pueden dar lugar a planificaciones desactualizadas, dando lugar a una sub o sobre disponibilidad de contenedores. De igual modo, el coste en tiempo y recursos de la vigilancia humana continua es considerable y, por lo general, se subestima en el presupuesto del servicio, lo que da lugar a un proceso de gestión ineficaz y a una reacción tardía ante daños o deterioro de la infraestructura. En cualquier caso, un protocolo preliminar de localización y seguimiento de los contenedores de residuos es un paso ineludible para la gestión eficaz y la planificación eficiente de la recolección de residuos. En la actualidad, muchas ciudades han optado por transformarse digitalmente para dar la contestación a algunos de los mayores retos globales de nuestro tiempo: eficiencia energética, gestión del agua, escasez de recursos, contaminación y crecimiento demográfico. Para ello, se apoyan en las Tecnologías de la Información y la Comunicación y en el análisis de Big Data, para facilitar la gestión de los servicios urbanos: desde los servicios de transporte hasta la generación de energía y el suministro de agua. Lo ideal sería que la ubicación de los contenedores de despojos en las zonas urbanas no varíe,



sobre todo sin el conocimiento de las empresas encargadas de la recogida de basuras. Sin embargo, en muchas situaciones esto no es así. La recogida automática de la ubicación de los contenedores de residuos responde, pues, a varios factores. Asimismo, en el caso de las empresas de recogida de residuos que aspiran a establecer una nueva implantación en una ciudad cuyas ubicaciones de contenedores no han sido facilitadas. Además, la metodología propuesta proporciona la base para explorar las clasificaciones de contenedores, lo que permitiría, entre otras cosas, identificar el estado actual de los mismos. Este procedimiento también es útil, por ejemplo, a la hora de realizar auditorías sobre el cumplimiento de las recogidas pactadas, sobre la reposición de contenedores averiados, la diferenciación entre diversos tipos de residuos. En núcleos de población pequeños con menor desarrollo urbano y eventos, el método propuesto presenta más limitaciones que en la mayoría de ciudades densamente pobladas. Los grandes núcleos urbanos están sujetos a diferentes factores que alteran la ubicación de los contenedores, como el crecimiento continuo, las nuevas necesidades y legislaciones, la competencia por comparación entre zonas vecinas reguladas por diferentes servicios de recogida de residuos, los casos de pérdida o vandalismo, entre otros.

Figura 3

Sistemas inteligentes de planificación de recogida de residuos



Nota: Moral, et al. (2022).

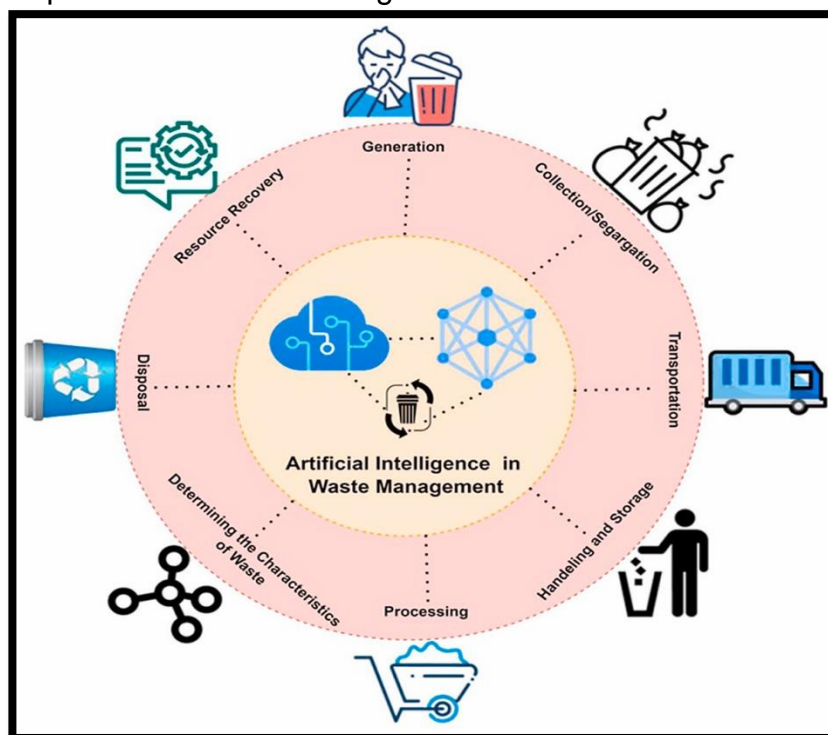
2.2.8. Aplicaciones de inteligencia artificial en la gestión de residuos sólidos

(Ihsanullah, et al., 2022), la previsión precisa de la generación de RSU es esencial para el aumento de un sistema de gestión de residuos eficiente y la optimización de la infraestructura existente. Tradicionalmente, el pronóstico de la reproducción de RSU se ha apoyado con la aplicación de diferentes herramientas de previsión, como el análisis estadístico descriptivo, el análisis de regresión, el análisis de elementos principales, el análisis de sucesiones temporales y el análisis del flujo de materiales. Independientemente de su eficiencia, todos estos métodos tienen sus puntos fuertes y sus limitaciones. Es más racional comparar el rendimiento de diferentes métodos para identificar el mejor en lugar de confiar en uno solo.

En los últimos años, debido a la disponibilidad de datos sin precedentes y a los avances tecnológicos, los modelos predictivos se están inclinando hacia cada vez más aplicaciones de enfoques de inteligencia artificial. Los métodos basados en IA están diseñados computacionalmente para producir habilidades cognitivas o de pensamiento humano realistas para resolver problemas de ingeniería complejos que contienen muchas variables de entrada/aleatorias.

Figura 4

Aplicaciones de IA en la gestión de residuos sólidos



Nota: Ihsanullah, et al. (2023).

Las técnicas de IA han surgido como una herramienta útil para aplicaciones en diversos campos, como el tratamiento del agua, las ciencias médicas y las geociencias. Desde hace unos años, la IA se ha convertido en una herramienta popular para predecir los despojos sólidos municipales. En la literatura, se han aplicado varios modelos de IA para la previsión y

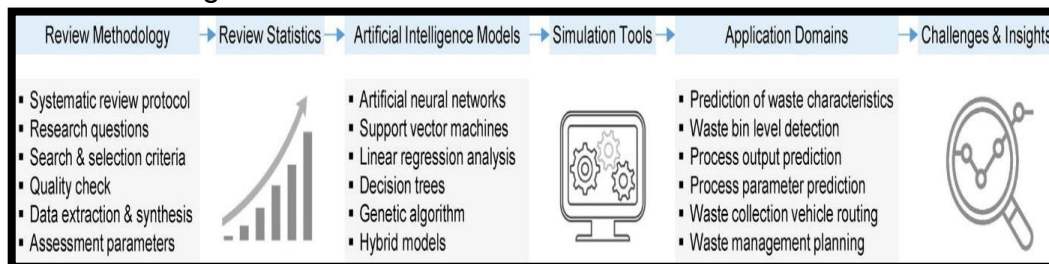


clasificación de residuos sólidos municipales, incluidas las mallas neuronales artificiales (RNA), los árboles de decisión (DT), las máquinas de vectores de soporte (SVM), los algoritmos genéticos (GA), el modelo de vecinos más cercanos (kNN) y varias otras técnicas de aprendizaje conjunto. Varios modelos de IA (tanto simples como híbridos) ya han demostrado su potencial en la predicción y optimización de la generación, detección, recolección, clasificación y propiedades de los residuos sólidos urbanos. La delineación de un sistema de gestión de despojos sólidos urbanos inteligente para las ciudades será un enfoque fantástico para administrar de forma adecuada los despojos sólidos producidos. Las técnicas de IA también tienen el potencial de predecir los impactos ambientales de los despojos sólidos urbanos y determinar la idoneidad de los despojos para la recuperación de varios materiales anteriores.

(Abdallah, et al., 2020), debido al avance de las tecnologías de IA y las limitaciones de las técnicas computacionales convencionales, los modelos basados en IA ahora se incorporan en casi todos los campos de estudio, incluidos la medicina, la lingüística y la ingeniería, entre otros. Las capacidades de las técnicas de modelado de IA en el manejo de datos multidimensionales y ruidosos corroboran el aumento de los ámbitos de aplicación de la IA. En el ámbito de la ingeniería ambiental, la IA se ha implementado de forma amplia para solucionar problemas concernientes con la contaminación del aire, el modelado de aguas residuales y del tratamiento de agua, la representación de la remediación del suelo y la contaminación de las aguas subterráneas, asimismo la planificación de estrategias de SWM. Las herramientas de gestión de riesgos basadas en IA, como ANN, percepción multicapa (MLP) y modelos de sistema de inferencia neurodifusa

adaptativa (ANFIS) se implementaron para predecir las concentraciones de contaminantes y partículas. Además, se demostró que MLP es un algoritmo de modelado eficiente para pronosticar los niveles de monóxido de carbono, ozono y dióxido de nitrógeno en la atmósfera. Por otro lado, ANFIS fue útil para predecir y optimizar los procesos de las plantas de aguas residuales y de tratamiento de agua. Además de optimizar la dosis de coagulante para la eliminación de la turbidez en una planta de tratamiento de agua, ANFIS pronosticó eficientemente la generación de metano y sólidos volátiles efluentes de un digestor anaeróbico en una planta de tratamiento de aguas residuales. Actualmente, en el campo de la administración de restos sólidos, la IA se utiliza ampliamente para predecir modelos de generación de despojos, mejorar las vías de los camiones de recolección de residuos, localizar ubicaciones de gestión de despojos y representar procedimientos de conversión de despojos, entre otros.

Figura 5
Procesos de gestión de residuos sólidos



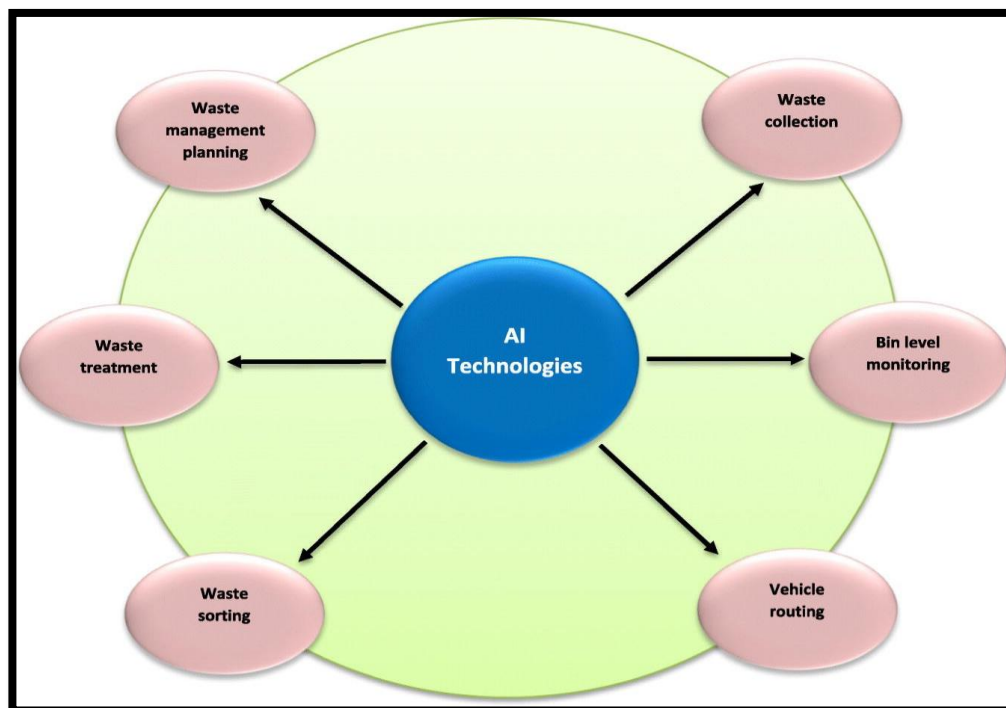
Nota: Abdallah, et al. (2020).

(Andeobu, et al., 2022), la IA es una poderosa tecnología que está ganando cada vez más aplicación en varios campos y popularidad, incluida la administración de despojos sólidos. La aparición de la IA y las tecnologías robóticas tiene el potencial de revolucionar el diseño y el funcionamiento de las plantas de tratamiento de residuos municipales, lo que en última instancia podría conducir a una mayor eficiencia operativa y una administración más

razonable de los despojos sólidos. Actualmente, en muchos países desarrollados (por ejemplo, Austria, Australia, Alemania, EE. UU., Nueva Zelanda, Japón, Reino Unido, Singapur, Corea del Sur, Suiza y Canadá) se están adoptando tecnologías que aprovechan la IA para mejorar las ocasiones de empleo, recuperación de recursos y eficiencia en todo el ciclo de la gestión de despojos sólidos; desde la generación de despojos, la clasificación, la recogida, el tratamiento, la recuperación de energía, la eliminación hasta el planeamiento de la gestión de despojos. Mediante la aplicación de tecnologías de IA se puede examinar varias áreas de gestión de residuos sólidos (recolección, generación, clasificación, tratamiento, eliminación, enrutamiento de vehículos y planificación de la gestión de residuos) para optimizar las prácticas de gestión sustentable de despojos.

Figura 6

Prácticas sostenibles de gestión de residuos sólidos



Nota: Andeobu, et al. (2022).



Por lo tanto, el uso de tecnologías de IA en la gestión de despojos sólidos, y en particular en la clasificación y el tratamiento de despojos sólidos, se ha convertido en un siguiente paso crucial para transformar la forma en que gestionamos los despojos sólidos. En la actualidad, muchos países de todo el mundo están logrando muchas utilidades de la utilización de la IA para diseñar e implementar sus hojas de ruta, procesos y estrategias de gestión de residuos. Desde hace unos años, se ha puesto cada vez más energía en la recuperación de recursos (reutilización, reciclaje y extracción de energía de los residuos) utilizando enfoques más avanzados como la inteligencia artificial (IA). La IA es una tecnología poderosa que está ganando cada vez más aplicación en varios campos y popularidad. La adopción de técnicas de IA ofrece enfoques innovadores alternativos para la gestión de residuos sólidos (SWM). Aunque existen estudios previos sobre tecnologías de IA y SWM, ningún estudio ha evaluado la adopción de aplicaciones de IA para resolver los diversos problemas de SWM para lograr una gestión sostenible de los residuos. Además, existen inconsistencias y una falta de conocimiento sobre cómo funcionan las tecnologías de IA en relación con su aplicación a la SWM.

2.2.9. Técnicas de inteligencia artificial en la gestión de residuos

(Olawade, et al., 2024), para gestionar y manejar los residuos de manera eficiente, se han utilizado ampliamente técnicas de inteligencia artificial (IA). Como resultado, es capaz de manejar grandes cantidades de datos sobre residuos, generando resultados eficientes y confiables, al tiempo que brinda la oportunidad de automatizar una variedad de procesos. Varias técnicas de IA se emplean ampliamente en el sector de la gestión de



despojos, contenida la recolección de residuos, la clasificación de residuos, la clasificación a nivel de contenedores, el tratamiento de residuos y el planeamiento de la gestión de despojos. En los últimos años se ha producido una drástica expansión del uso de la IA y varios gobiernos y organizaciones están invirtiendo continuamente en diferentes innovaciones en materia de IA. A lo largo de los años se han integrado varias técnicas de IA en la gestión de residuos, entre ellas la regresión lineal, las redes neuronales artificiales (ANN), las máquinas de vectores de soporte (SVM), los árboles de decisión (DT) y los algoritmos genéticos (AG):

2.2.9.1. La regresión lineal (LR)

Es un método de aprendizaje de mecanizado supervisado en el que se utilizan conjuntos de datos de entrenamiento para determinar la relación lineal y hacer predicciones con respecto a los valores objetivo. La relación lineal se representa utilizando coeficientes estimados que están asociados con variables independientes. Los modelos LR se utilizan ampliamente en la gestión de despojos sólidos (SWM) como modelos de regresión simple (con una variable) y modelos de regresión lineal múltiple (MLR) (con múltiples variables). Como los SWM a menudo dependen de múltiples variables, un MLR es más apropiado. Los modelos de regresión lineal tienen numerosas ventajas, entre ellas su eficiencia, facilidad de uso e interpretación. Sin embargo, no ofrecen flexibilidad en la práctica y no pueden adaptarse a relaciones no lineales. El uso de modelos de regresión lineal ha demostrado ser un medio eficaz para optimizar la generación de residuos, planificación de la gestión de despojos, recogida de despojos y enrutamiento de vehículos, y el tratamiento y eliminación de residuos.



2.2.9.2. Máquina de vectores de soporte (SVM)

En los últimos años, las SVM se han vuelto más populares como algoritmos de aprendizaje automático supervisado debido a su relevancia en el análisis de grandes conjuntos de datos. Debido a su capacidad para optimizar el margen (distancia entre puntos de datos), los SVM actúan como clasificadores no paramétricos. En un espacio N-dimensional (donde N es el número de características), el objetivo principal de los algoritmos SVM es localizar un hiperplano (límite de decisión) que separe de forma única los puntos de datos. Además de resolver problemas basados en clasificación, los SVM también han demostrado un rendimiento sobresaliente en problemas de regresión, superando a muchos algoritmos basados en regresión. Además de ser eficientes en el uso de la memoria, las SVM funcionan mejor cuando las clases están separadas por hiperplanos. Sin embargo, para conjuntos de datos grandes, las SVM no son adecuadas, ya que se basan en una validación cruzada de cinco pasos en lugar de una estimación de probabilidad. En la generación de desechos, se han utilizado SVM, detección del nivel del contenedor, recogida de residuos y enrutamiento de vehículos, clasificación y tratamiento de residuos, clasificación e identificación de residuos y la planificación de la gestión de residuos.

2.2.9.3. Árbol de decisión (DT)

DT es un método de aprendizaje automático supervisado no paramétrico en forma de árbol que se aplica tanto a problemas de clasificación como de regresión. Es una estructura jerárquica con un nodo raíz (la base de la estructura del árbol), un nodo de decisión (las



consecuencias de la decisión) y un nodo de hoja (los puntos de división), y cada rama del árbol se denomina rama. Los DT no solo se utilizan comúnmente en una amplia gama de aplicaciones, sino que también son conocidos por su solidez e interpretabilidad. Aunque los algoritmos DT son simples, flexibles, fáciles de interpretar y eficientes para predecir y entrenar conjuntos de datos, en su mayoría se basan en heurísticas y no tienen un algoritmo representativo único. Sin embargo, los DT se utilizan comúnmente para optimizar las predicciones de generación de desechos y la planificación de la gestión de residuos.

2.2.9.4. Red neuronal artificial (ANN)

ANN es un modelo de aprendizaje automático computacional que imita el comportamiento de las células nerviosas en el cerebro humano. Una ANN consta de un conjunto de nodos que se dividen en capas de entrada, ocultas y de salida interconectadas. Varios dominios, como la visión por computadora, el procesamiento del lenguaje natural, el reconocimiento de voz y otros, han logrado un éxito notable con las redes neuronales. Como resultado de su capacidad para comprender patrones complejos de grandes conjuntos de datos, adaptarse a nuevos datos y simular relaciones no lineales, estos modelos son extremadamente efectivos para resolver una amplia variedad de problemas del mundo real. Las ANN están ganando mucha atención en el dominio de los desechos porque permiten el almacenamiento de información en todas las capas de nodos. Trabajan con información faltante, incluso si algunas capas de nodos tienen defectos, y pueden realizar más de una tarea simultáneamente. Sin embargo, son propensas al sobreajuste, dependen del hardware (requieren una cantidad

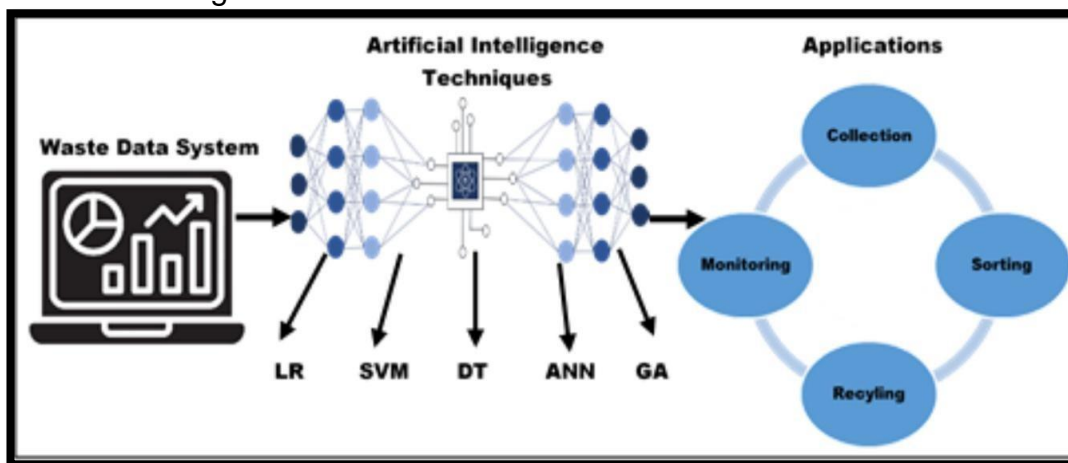
significativa de almacenamiento) y requieren una cantidad significativa de tiempo de entrenamiento para los datos. Los modelos ANN se utilizan para optimizar la generación de desechos, clasificación de residuos y el planeamiento de la gestión de despojos.

2.2.9.5. Algoritmo genético (AG)

AG es una técnica de búsqueda y optimización basada en heurísticas. Un principio de selección genética sustenta su aplicación. El algoritmo es un subconjunto de los algoritmos evolutivos que se utilizan en computación. Utiliza los conceptos de genética y selección natural para resolver problemas del mundo real. Hay tres componentes principales del AG: mutación, selección del más apto y cruce. Aunque AG puede proporcionar resultados precisos y robustos, tiene un resultado que mejora con el tiempo y es fácilmente programable, no es adecuado para resolver problemas simples y requiere un cuidado adicional en la construcción de modelos. Varios estudios han aplicado AG para optimizar el planeamiento de la gestión de despojos y enrutamiento de vehículos.

Figura 7

Gestión inteligente de residuos



Nota: Olawade, et al. (2024).

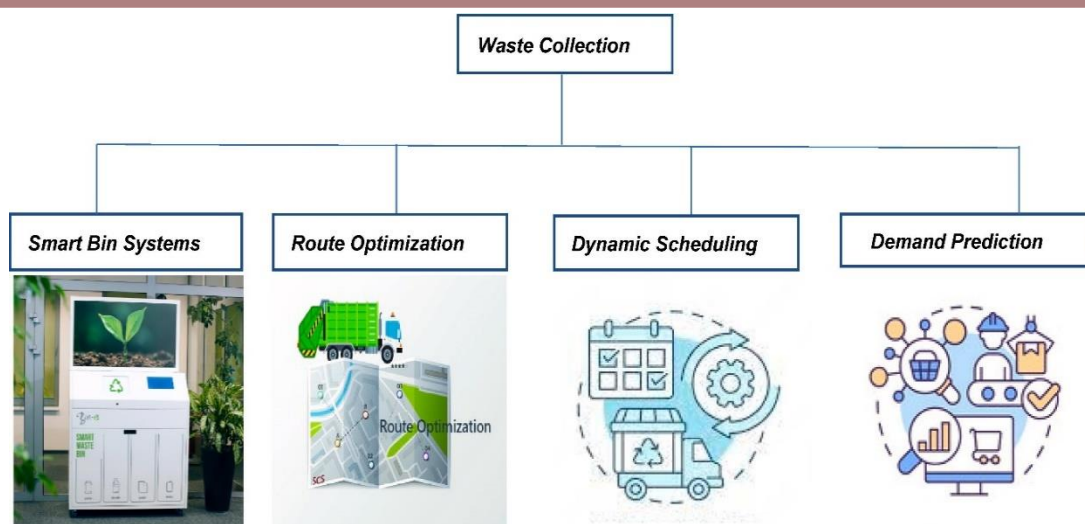


2.2.10. La inteligencia artificial en la recogida de residuos

La recogida selectiva de residuos desempeña un papel crucial a la hora de gestionarlos de forma eficiente y garantizar un medio ambiente limpio y sostenible. Con los avances en Inteligencia Artificial (IA), los procesos de recolección de residuos se han revolucionado al incorporar sistemas de contenedores inteligentes, algoritmos de optimización de rutas, programación dinámica y modelos de predicción de la demanda. Estas tecnologías impulsadas por IA están dando forma al futuro de la recolección de residuos al mejorar la eficiencia operativa, reducir los costos y minimizar los impactos ambientales. Las soluciones de gestión de despojos impulsadas por IA abordan los desafíos de escalabilidad aprovechando la automatización, el análisis de datos y las capacidades predictivas. Estas tecnologías permiten una asignación eficiente de recursos, optimizando los procesos de recolección, clasificación y reciclaje de despojos a escala. Al automatizar tareas como la planificación y clasificación de rutas, los sistemas de IA mejoran la eficiencia operativa, lo que permite que la infraestructura de gestión de residuos maneje mayores volúmenes de residuos sin aumentos proporcionales en los recursos. Además, las capacidades predictivas de la IA anticipan los patrones futuros de generación de residuos, lo que permite la toma de decisiones proactiva y la asignación de recursos para dar cabida de manera eficaz a los crecientes volúmenes de residuos. En general, las soluciones impulsadas por la IA proporcionan enfoques escalables y adaptables para abordar el creciente desafío global de los residuos.

Figura 8

Aplicaciones de la IA en la recogida de residuos



Nota: Olawade, et al. (2024).

2.2.10.1. Sistemas de contenedores inteligentes

Los sistemas de contenedores inteligentes han ganado una tracción significativa en los últimos años debido a su capacidad para optimizar los procesos de recolección de residuos. Estos sistemas están equipados con sensores que monitorean los niveles de llenado de los contenedores en tiempo real. Los datos recopilados luego se analizan mediante algoritmos de IA para determinar las rutas y los horarios de recolección óptimos. Las tendencias actuales en los sistemas de contenedores inteligentes incluyen la integración de sensores avanzados, como sensores ultrasónicos y sensores de peso, para proporcionar datos más precisos sobre los niveles de llenado. Además, los contenedores inteligentes se están equipando con funciones de conectividad, como la tecnología IoT, para permitir una comunicación fluida entre los contenedores y las autoridades de gestión de residuos. Esta conectividad permite el monitoreo en tiempo real, la gestión remota y el mantenimiento proactivo de los contenedores. Además, los sistemas de contenedores inteligentes están incorporando algoritmos de aprendizaje automático para mejorar la precisión en las predicciones del



nivel de llenado y optimizar aún más las operaciones de recolección de residuos.

2.2.10.2. Optimización de rutas

La optimización de rutas es un aspecto clave de la recolección de residuos, cuyo objetivo es minimizar el periodo de viaje, el gasto de combustible y las emisiones de los vehículos. Las tendencias recientes en la optimización de rutas implican la integración de tecnologías de inteligencia artificial, como los algoritmos de optimización y el aprendizaje automático. Estos algoritmos aprovechan fuentes de datos en tiempo real, como el seguimiento por GPS, las condiciones del tráfico, los datos históricos de recolección y las previsiones meteorológicas para ajustar dinámicamente las rutas en función de las condiciones y la demanda actuales. Además, los algoritmos consideran diversos factores, incluidos los datos de tráfico en tiempo real, los patrones históricos de generación de residuos y las condiciones meteorológicas, para generar las rutas de recolección más eficientes. Se están empleando métodos avanzados de aprendizaje automático, como el aprendizaje profundo, para aprender de grandes conjuntos de datos y predecir patrones de tráfico, optimizar rutas en tiempo real y adaptarse a condiciones dinámicas. Además, los algoritmos de optimización de rutas están incorporando capacidades de redireccionamiento dinámico para ajustar las rutas de recolección sobre la marcha en función de datos en tiempo real, como la congestión del tráfico o nuevos eventos de generación de residuos. Esta flexibilidad permite a las empresas de gestión de residuos responder rápidamente a los cambios y optimizar sus operaciones de recogida. Además, al integrar algoritmos de IA



con fuentes de datos en tiempo real, como la densidad de población, los patrones de tráfico y las tasas de generación de residuos, los sistemas de gestión de residuos pueden ajustar dinámicamente las rutas y los horarios de recolección para maximizar la eficiencia y la utilización de los recursos. Los algoritmos de optimización de rutas impulsados por IA analizan diversos factores, como la congestión del tráfico, la proximidad a las fuentes de generación de residuos y los datos históricos de recolección, para determinar las rutas más eficientes para los vehículos de recolección de residuos. Además, los modelos de análisis predictivos pueden pronosticar patrones de generación de residuos en función de datos históricos y factores externos, lo que permite a las autoridades de gestión de residuos anticipar la demanda y optimizar los cronogramas de recolección en consecuencia. Al considerar estos factores y aprovechar las tecnologías de IA, los planes de gestión de despojos pueden minimizar el periodo de viaje, las emisiones de los vehículos y el consumo de combustible, al tiempo que garantizan servicios de recolección de residuos oportunos y eficientes para las comunidades.

2.2.10.3. Programación dinámica

La programación dinámica implica ajustar los cronogramas de recolección de residuos en función de los datos en tiempo real y las condiciones cambiantes. Las tendencias actuales en programación dinámica se centran en la integración de datos en tiempo real y el análisis avanzado. Las empresas de gestión de residuos están aprovechando las tecnologías de IA para recopilar y analizar datos de diversas fuentes, como sistemas de contenedores inteligentes, sistemas de monitoreo de tráfico y pronósticos meteorológicos. Al combinar estas fuentes de datos, los algoritmos de IA



pueden optimizar dinámicamente los cronogramas de recolección, asignar recursos de manera eficiente y adaptarse a los patrones fluctuantes de generación de residuos. Se utilizan técnicas de análisis avanzadas, que incluyen modelos predictivos y minería de datos, para identificar modelos, tendencias y correlaciones en los datos recopilados, lo que permite tomar decisiones de programación más precisas y proactivas. Además, se está integrando la programación dinámica con aplicaciones móviles y plataformas de comunicación, lo que permite actualizaciones y notificaciones en tiempo real para el personal de recolección de residuos y mejora la coordinación entre las diferentes partes interesadas. La programación dinámica desempeña un rol fundamental en la gestión de despojos, ya que permite que los cronogramas de recolección se adapten en tiempo real en función de las condiciones y la demanda cambiantes. La IA facilita los ajustes en tiempo real en los cronogramas de recolección mediante el análisis continuo de varias fuentes de datos, incluidos los datos históricos de recolección, los niveles actuales de llenado de los contenedores, las condiciones del tráfico, las previsiones meteorológicas y la densidad de población. Mediante algoritmos de IA, las autoridades de gestión de residuos pueden optimizar dinámicamente las rutas y los horarios de recolección para garantizar una asignación eficiente de recursos y una recolección oportuna de residuos. Por ejemplo, si en una zona determinada se genera más basura de lo previsto o hay más congestión de tráfico, los algoritmos de IA pueden desviar los vehículos de recogida para priorizar esas zonas y minimizar las interrupciones del servicio. Al aprovechar la programación dinámica impulsada por IA, las autoridades de gestión de residuos pueden mejorar la



eficiencia operativa, reducir los costes y mejorar la calidad del servicio, contribuyendo en última instancia a un plan de gestión de despojos más sostenible y resiliente.

2.2.10.4. Predicción de la demanda

Los modelos de predicción de la demanda utilizan técnicas de IA para pronosticar las tasas de generación de residuos en diferentes áreas. Las tendencias actuales en la predicción de la demanda implican la integración de varias fuentes de datos y el uso de algoritmos avanzados de aprendizaje automático. Las empresas de gestión de residuos están incorporando datos de fuentes como redes sociales, plataformas en línea y sensores de IoT para capturar información en tiempo real sobre los patrones de generación de residuos. Se emplean algoritmos de aprendizaje automático, incluidos los modelos de aprendizaje por conjuntos y de aprendizaje profundo, para analizar los datos recopilados y hacer predicciones precisas. Estos modelos consideran factores como la densidad de población, datos demográficos, tasas históricas de generación de residuos y factores externos como eventos o días festivos para pronosticar la generación de residuos. Al predecir con precisión la demanda, las empresas de gestión de despojos pueden optimizar los recursos de recogida, asignar personal y vehículos de manera eficiente y ajustar los cronogramas de recolección en consecuencia. Los modelos de predicción de la demanda desempeñan un rol crucial en la gestión de despojos, ya que proporcionan información sobre los patrones futuros de generación de residuos, lo que permite a las autoridades optimizar la asignación de recursos y la planificación operativa. Estos modelos aprovechan las técnicas de IA para analizar datos históricos sobre la



generación de residuos, tendencias demográficas, indicadores económicos y factores ambientales. Al identificar patrones y correlaciones en estas fuentes de datos, los modelos de predicción de la demanda impulsados por IA pueden pronosticar las tasas de generación de residuos con mayor precisión y granularidad. Los principales beneficios de estos modelos incluyen una mayor eficiencia operativa, una mejor programación de la recolección de residuos, una reducción del desperdicio de recursos y una mayor capacidad de respuesta a los patrones cambiantes de la demanda. Además, al anticipar las fluctuaciones en la generación de residuos, las autoridades pueden asignar recursos de manera proactiva, implementar iniciativas específicas de reducción de residuos y optimizar los procesos de reciclaje y eliminación, lo que en última instancia conduce a prácticas de gestión de residuos más sostenibles y rentables. La incorporación de tecnologías de IA en la infraestructura de recolección de residuos requiere una planificación y una consideración cuidadosas para maximizar su eficacia y minimizar los posibles desafíos. En primer lugar, garantizar la compatibilidad con los sistemas existentes es crucial para evitar interrupciones y facilitar una integración sin problemas. Esto puede implicar evaluar las capacidades de la infraestructura actual e identificar áreas en las que las soluciones de IA pueden complementar o mejorar los procesos existentes. Además, las autoridades de gestión de residuos deben priorizar la integración de datos, ya que la IA depende de entradas de datos precisas y completas para un rendimiento óptimo. Esto implica agregar datos de diversas fuentes, como sensores, dispositivos IoT y registros históricos, para brindar información para la toma de decisiones y la optimización. Además,



los programas integrales de capacitación y educación son esenciales para dotar al personal de las habilidades necesarias para operar y mantener de manera eficaz los sistemas impulsados por IA. Invertir en la capacitación de los empleados no solo mejora el rendimiento del sistema, sino que también fomenta una cultura de innovación y mejora continua dentro de la organización. Realizar un análisis exhaustivo de costo-beneficio es otra consideración fundamental, ya que ayuda a justificar la inversión en tecnologías de IA al demostrar su valor potencial a largo plazo en términos de ahorro de costos, ganancias de eficiencia y beneficios ambientales. Además, la escalabilidad y la flexibilidad son factores esenciales para acomodar el crecimiento futuro y adaptarse a las cambiantes necesidades de gestión de residuos. Las soluciones de IA deben diseñarse teniendo en cuenta la escalabilidad, lo que permite la expansión o modificación a medida que aumenta la demanda o surgen nuevos desafíos. Por último, la participación de las partes interesadas es fundamental para garantizar que las iniciativas impulsadas por la IA se alineen con las prioridades de la comunidad y aborden las necesidades de todas las partes interesadas, englobados los residentes, las empresas y las autoridades locales. Al tener en cuenta estas consideraciones principales, las autoridades de gestión de residuos pueden integrar con éxito las tecnologías de IA en sus operaciones y aprovechar todo el potencial de la toma de decisiones basada en datos y la optimización de los procesos de recolección de residuos.

2.2.11. La inteligencia artificial en la clasificación de residuos

(Olawade, et al., 2024), a clasificación de residuos es un paso fundamental en el proceso de gestión de despojos, en el que se clasifican y



separan diferentes tipos de residuos para su tratamiento o reciclaje adecuado. La incorporación tecnológica de Inteligencia Artificial (IA) en la clasificación de residuos ha revolucionado este proceso al mejorar la precisión, la velocidad y la eficiencia. Las siguientes secciones exploran las tendencias y avances actuales en tecnologías de clasificación de residuos impulsadas por IA:

2.2.11.1. Tecnologías de clasificación automatizada

Las tecnologías de clasificación automatizada emplean algoritmos de IA para identificar y clasificar los desechos en función de su composición material. Estas tecnologías utilizan sensores avanzados, como espectroscopia de infrarrojo cercano (NIR), fluorescencia de rayos X (XRF) e imágenes hiperespectrales, para analizar las propiedades físicas y químicas de los desechos. Los datos recopilados se procesan luego mediante algoritmos de IA para determinar la composición del material y clasificar los desechos en categorías adecuadas. Las tendencias actuales en tecnologías de clasificación automatizada se centran en la integración de técnicas de aprendizaje automático, como las redes neuronales y el aprendizaje profundo, para mejorar la precisión y ampliar la gama de materiales clasificables. Al entrenar los algoritmos de IA con grandes conjuntos de datos, estas tecnologías pueden aprender a reconocer y clasificar una amplia variedad de materiales de desecho, incluidos plásticos, metales, papel, vidrio y desechos orgánicos. Al automatizar el proceso de clasificación, los sistemas impulsados por IA pueden distinguir de forma rápida y precisa los materiales reciclables de los no reciclables, los desechos orgánicos y los contaminantes, garantizando así la pureza de los materiales



recicladados. Sin embargo, para lograrlo de manera eficaz, es necesario superar varios desafíos clave. Uno de ellos es la complejidad de los flujos de desechos, que pueden contener materiales diversos que son difíciles de clasificar con precisión. Además, la presencia de contaminantes e impurezas en los flujos de desechos puede interferir con el proceso de clasificación y reducir la calidad de los materiales reciclados. Además, garantizar la fiabilidad y la escalabilidad de las tecnologías de clasificación basadas en IA en diferentes instalaciones y entornos de gestión de residuos plantea un desafío importante. Para abordar estos desafíos se requieren esfuerzos constantes de investigación y desarrollo para mejorar la precisión y la eficiencia de los algoritmos de IA, así como inversiones en infraestructura y capacitación para implementar estas tecnologías de manera eficaz en las operaciones de gestión de residuos.

2.2.11.2. Reconocimiento de imágenes y visión artificial

Las tecnologías de reconocimiento de visión artificial e imágenes están ganando un impulso significativo en las aplicaciones de clasificación de residuos. Estas tecnologías utilizan algoritmos de IA para analizar imágenes o videos de desechos e identificar su composición material. Las tendencias recientes en reconocimiento de imágenes y visión artificial implican la integración de cámaras de alta resolución, técnicas avanzadas de procesamiento de imágenes y modelos de aprendizaje profundo. Estos avances permiten la identificación y clasificación precisa de los desechos en tiempo real. Mediante el uso de redes neuronales convolucionales (CNN) y otras arquitecturas de aprendizaje profundo, estas tecnologías pueden extraer características detalladas de las imágenes de los desechos, lo que



permite la identificación y clasificación precisa de los materiales. Además, se están integrando sistemas de visión artificial en las cintas transportadoras de clasificación para detectar y clasificar los residuos a alta velocidad, lo que garantiza operaciones de clasificación eficientes y continuas.

2.2.11.3. Sistemas de clasificación robóticos

Los sistemas de clasificación robótica combinan tecnologías robóticas e IA para automatizar el proceso de clasificación de residuos. Estos sistemas emplean brazos robóticos equipados con sensores, cámaras y algoritmos de inteligencia artificial para identificar y seleccionar desechos en función de su composición material. Las tendencias actuales en sistemas de clasificación robóticos incluyen la integración de tecnologías de agarre avanzadas, capacidades de sensores mejoradas y algoritmos de IA mejorados. Las pinzas con mecanismos de agarre ajustables y sensores táctiles permiten a los robots manipular una amplia gama de desechos con diferentes formas, tamaños y texturas. Los algoritmos de IA, como el aprendizaje por refuerzo, permiten que los robots aprendan estrategias óptimas de selección y se adapten a distintas composiciones de residuos. Además, se están utilizando robots colaborativos, conocidos como cobots, para trabajar junto a operadores humanos, lo que mejora la eficiencia y la seguridad en las operaciones de clasificación de residuos. Por otra parte, la implementación de robótica impulsada por IA en la clasificación y procesamiento de residuos presenta varias consideraciones éticas, en particular con respecto al desplazamiento de puestos de trabajo y la justicia ambiental. A medida que los robots impulsados por IA automatizan tareas que tradicionalmente realizaban los humanos, existe el riesgo de pérdida de empleos y trastornos



económicos, especialmente para los trabajadores de la industria de gestión de residuos. Además, la implementación de robótica impulsada por IA puede exacerbar los problemas de justicia ambiental existentes al afectar desproporcionadamente a las comunidades que ya están agobiadas por la contaminación y las instalaciones de desechos. Sin una supervisión y regulación adecuadas, la adopción de IA en la gestión de residuos podría perpetuar las desigualdades y marginar a las poblaciones vulnerables. Por lo tanto, es esencial considerar los impactos sociales y ambientales de las tecnologías de IA e implementar políticas que aseguren un acceso equitativo a las oportunidades y mitiguen los efectos adversos sobre los trabajadores y las comunidades. Es necesario que las partes interesadas de la industria, los responsables de las políticas y los representantes de la comunidad realicen esfuerzos de colaboración para abordar estas preocupaciones éticas y garantizar que la robótica impulsada por IA contribuya a prácticas de gestión de residuos sostenibles e inclusivas

2.2.11.4. Técnicas de clasificación en sensores

Las técnicas de clasificación basadas en sensores, mejoradas con algoritmos de IA, mejoran significativamente la eficiencia y la precisión de los procesos de clasificación de residuos al automatizar y optimizar la identificación y separación de diferentes tipos de materiales. Estos sistemas emplean varios sensores, como el infrarrojo cercano (NIR), la transmisión de rayos X y los sensores ópticos, para detectar y clasificar los materiales en función de sus propiedades físicas, como el color, el tamaño y la densidad de la composición. Los algoritmos de IA analizan los datos recopilados de estos sensores en tiempo real, lo que permite la identificación y clasificación



precisa de materiales, incluidos plásticos, metales, papel y vidrio. Al aprender continuamente de los datos y adaptar sus criterios de clasificación, los sistemas de clasificación impulsados por IA pueden lograr mayores tasas de precisión y reducir los casos de clasificación errónea. Esto da como resultados menos contaminantes en los flujos de reciclaje, materiales reciclables de mayor calidad y una mayor eficiencia general en el proceso de reciclaje. Además, los algoritmos de IA pueden optimizar el funcionamiento de los equipos de clasificación, como las cintas transportadoras y los brazos robóticos, para maximizar el rendimiento y minimizar el tiempo de inactividad, mejorando aún más la eficiencia general de las operaciones de clasificación de residuos. Las tendencias actuales en la clasificación basada en sensores implican la integración de múltiples sensores, incluidos sensores ópticos, sensores infrarrojos y sensores electromagnéticos, para capturar información completa sobre los desechos. Los algoritmos de IA procesan los datos recopilados por estos sensores, lo que permite la identificación precisa y la separación de los desechos en diferentes categorías. Además, las técnicas de clasificación basadas en sensores se están mejorando con mecanismos de retroalimentación en tiempo real, lo que permite ajustes inmediatos en los parámetros de clasificación en función del flujo de desechos entrante. Esta adaptabilidad garantiza una clasificación precisa y eficiente incluso cuando se enfrentan a diferentes composiciones de residuos. Estas tendencias en las tecnologías de clasificación de residuos impulsadas por IA se centran en mejorar la precisión, la velocidad y la adaptabilidad. Al integrar sensores avanzados, reconocimiento de imágenes, visión artificial, robótica y algoritmos de aprendizaje automático, los procesos



de clasificación de residuos se vuelven más eficientes, reducen la contaminación y aumentan la calidad de los materiales reciclados. A medida que la tecnología continúa avanzando, estas tecnologías de clasificación impulsadas por IA desempeñarán un papel vital en el impulso de una economía circular y prácticas de gestión de despojos sostenibles

2.2.12. La inteligencia artificial en el control de residuos

El control eficaz de los residuos es esencial para una gestión eficaz de los mismos. Con los avances en inteligencia artificial (IA), el control de los residuos ha experimentado transformaciones significativas, lo que ha permitido la recopilación de datos en tiempo real, el análisis predictivo, la toma de dictámenes basada en datos y la incorporación de la Internet de las cosas (IdC) y las redes de sensores:

2.2.12.1. Sistemas de monitoreo en tiempo real

Los sistemas de monitoreo de residuos en tiempo real emplean tecnologías de IA para recopilar y analizar datos en tiempo real, brindando información inmediata sobre la generación, recolección y eliminación de residuos. Estos sistemas utilizan diversos sensores, como sensores ultrasónicos, sensores de carga y rastreadores GPS, para capturar datos sobre los niveles de desechos en contenedores, rutas de camiones recolectores y puntos de eliminación. Los algoritmos de IA procesan los datos, lo que admite el monitoreo y la visualización en tiempo real de los patrones de acumulación de desechos, optimizando los cronogramas de recolección y mejorando la eficiencia operativa. La integración de la IA con los procedimientos de monitoreo en tiempo real permite una respuesta



proactiva a los desafíos de gestión de despojos, como contenedores desbordados, rutas de recolección irregulares y asignación optimizada de recursos. Al proporcionar información oportuna, los sistemas de monitoreo impulsados por IA minimizan los viajes innecesarios de los camiones, optimizan la asignación de recursos y mejoran la eficiencia operativa general. Sin embargo, la implementación de estos sistemas a gran escala plantea varios desafíos técnicos. Uno de los principales obstáculos es la integración de diversas fuentes de datos y sensores en una plataforma unificada, lo que requiere una infraestructura sólida y estándares de interoperabilidad. Además, garantizar la precisión, la fiabilidad y la seguridad de los datos es fundamental para la eficacia de estos sistemas, lo que requiere estrictos protocolos de gestión de datos y salvaguardas de la privacidad. Además, los requisitos computacionales para procesar grandes volúmenes de datos en tiempo real exigen recursos informáticos potentes y algoritmos eficientes. Abordar estos desafíos técnicos es crucial para liberar todo el potencial de los sistemas de monitoreo impulsados por IA en la gestión de residuos y lograr ahorros de costos y ganancias de eficiencia sustanciales.

2.2.12.2. Análisis predictivo

El análisis predictivo utiliza algoritmos de IA y técnicas de aprendizaje automático para analizar datos históricos y en tiempo real, lo que permite predecir patrones y tendencias futuras de generación de residuos. Al considerar factores como la densidad de población, las condiciones climáticas y los datos históricos sobre los residuos, los modelos de análisis predictivo pueden pronosticar las tasas de reproducción de residuos, optimizar las rutas de recolección y asignar recursos de manera eficaz. Estos



modelos aprenden continuamente de los nuevos datos, mejorando su precisión con el tiempo. Al aprovechar el análisis predictivo, las autoridades de gestión de residuos y los proveedores de servicios pueden planificar de manera proactiva estrategias de gestión de despojos, optimizar los cronogramas de recogida y asignar recursos de manera eficiente, lo que en última instancia reduce los costos y mejora la eficacia general de la gestión de residuos. Además, los modelos de análisis predictivo impulsados por IA ofrecen herramientas valiosas para que las autoridades de gestión de residuos anticipen y mitiguen los impactos del cambio climático en los patrones de generación de residuos y las tasas de reciclaje. Al analizar datos históricos y factores ambientales, estos modelos pueden pronosticar cambios en las tendencias de generación de residuos, como fluctuaciones en los patrones de consumo y crecimiento de la población, influenciados por el cambio climático. Además, el análisis predictivo puede optimizar la asignación de recursos y las técnicas de gestión de despojos, lo que permite a las autoridades adaptarse a los flujos de despojos cambiantes y priorizar los esfuerzos de reciclaje en respuesta a los desafíos relacionados con el clima. Por ejemplo, los modelos predictivos pueden identificar áreas propensas a una mayor generación de residuos durante fenómenos meteorológicos extremos o desastres naturales, lo que permite a las autoridades implementar iniciativas específicas de reducción y recuperación de residuos. Además, el análisis predictivo impulsado por IA facilita la toma de decisiones proactiva al identificar tendencias emergentes y riesgos potenciales. Esto permite a las autoridades de gestión de residuos

desarrollar estrategias resilientes y sostenibles para mitigar los impactos del cambio climático en los procedimientos de gestión de residuos.

2.2.12.3. Toma de decisiones basada en datos

Las tecnologías de IA facilitan la toma de dictámenes basada en datos mediante el análisis de grandes volúmenes de datos recopilados de diversas fuentes de monitoreo de residuos. Los algoritmos de IA procesan y analizan los datos para obtener información útil y respaldar la toma de decisiones en los procesos de gestión de residuos. Por ejemplo, los datos sobre las tasas de reproducción de despojos, las tasas de reciclaje y los costos de eliminación pueden ayudar a fundamentar las decisiones políticas, las inversiones en infraestructura y las estrategias de asignación de recursos. Los algoritmos de IA pueden identificar tendencias, correlaciones y patrones en los datos que pueden no ser fácilmente evidentes para los operadores humanos, lo que admite una toma de decisiones basada en evidencia para prácticas de gestión de residuos más eficientes y sostenibles.

2.2.12.4. IoT y redes de sensores

La integración de IoT y redes de sensores con tecnologías de IA está revolucionando la monitorización de residuos. Los dispositivos y sensores de IoT se implementan en sistemas de gestión de residuos para recopilar datos en tiempo real sobre diversos parámetros, como los niveles de residuos, la temperatura, la humedad y la calidad del aire. Estos dispositivos transmiten datos a plataformas centralizadas, donde los algoritmos de IA analizan y procesan los datos para generar información significativa. La IoT y las redes de sensores permiten un seguimiento continuo e integral de los



procedimientos de generación, recolección y eliminación de despojos. Proporcionan una gran cantidad de datos que pueden utilizarse para optimizar las estrategias de gestión de residuos, mejorar la eficiencia operativa y garantizar intervenciones oportunas cuando sea necesario. Además, la IoT y las redes de sensores facilitan la integración de múltiples sistemas de gestión de residuos, lo que permite un intercambio de datos y una interoperabilidad sin problemas. Las tendencias actuales en el monitoreo de residuos impulsado por IA se centran en mejorar la precisión y confiabilidad de los sistemas de monitoreo en tiempo real, mejorar las capacidades predictivas de los modelos analíticos, aprovechar los datos para una toma de decisiones informada y expandir la integración de IoT y redes de sensores. El objetivo es crear sistemas inteligentes de monitoreo de residuos que permitan una gestión eficiente de los mismos, un menor impacto ambiental y una mejor utilización de los recursos. La investigación, el desarrollo y la colaboración continuos entre las organizaciones de gestión de residuos, los proveedores de tecnología y los investigadores son esenciales para impulsar más avances en el monitoreo de residuos impulsado por IA y respaldar la transición hacia prácticas de gestión de residuos sostenibles.



CAPÍTULO III

METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

3.1. ENFOQUE DE LA INVESTIGACIÓN

En el presente estudio se emplea un modelo positivista, cuantitativo, porque sigue una secuencia sistemática, lineal, revisión de la literatura, se plantea un problema, teorías formales, enunciación de hipótesis, se define una metodología con sus respectivo diseño, población, muestra, técnicas e instrumentos de recolección de datos, instrumentos que deben cumplir con un proceso técnico de confiabilidad y validez, se analizan los resultados por medio del uso de estadística inferencial, descriptiva entre otros aspectos, basados en el método hipotético, inductivo, deductivo. El modelo cuantitativo se basa en los paradigmas matemáticos quienes proporcionan insumos para la organización, asociación y análisis de los datos estudiados, la realidad es objetiva, la relación sujeto-objeto es de independencia, donde el sujeto investigador aborda el objeto con neutralidad, busca las causas de los fenómenos sociales mediante la cuantificación y medición de variables, cuyo rigor científico viene dado por la validez y confiabilidad de los instrumentos que se aplican (Vera y Finol de Franco, 2020).

El presente estudio se ha desarrollado con un enfoque cuantitativo, con un alcance descriptivo correlacional. El método cuantitativo se fundamenta en el positivismo, el cual percibe la uniformidad de los



fenómenos, aplica la concepción hipotética-deductiva como una forma de acotación y predica que la materialización del dato es el resultado de procesos derivados de la experiencia. Esta concepción se organiza sobre la base de procesos de operacionalización que permite descomponer el todo en sus partes e integrar éstas para lograr el todo. La investigación cuantitativa explica fenómenos a través de la recolección de datos numéricos que son analizados estadísticamente (Raven, 2014).

3.2. NIVEL DE LA INVESTIGACIÓN

La presente investigación es de nivel explicativo porque prueba las hipótesis a través de diseños no experimentales. La investigación explicativa es un nivel más complejo, más profundo y más riguroso de la investigación básica, cuyo objetivo principal es la verificación de hipótesis causales o explicativas; el descubrimiento de nuevas leyes científico-sociales, de nuevas micro teorías sociales que expliquen las relaciones causales de las propiedades o dimensiones de los hechos, eventos del sistema y de los procesos sociales. Trabajan con hipótesis causales, es decir que explican las causas de los hechos, fenómenos, eventos y procesos naturales o sociales. En este nivel de investigación la formulación de hipótesis es fundamental, porque sirven para orientar el camino a seguir en la investigación; investigar sin hipótesis es como caminar en la selva o navegar en un océano sin una brújula (Nieto, 2018).

3.3. TIPO DE INVESTIGACIÓN

La presente investigación es de tipo aplicada, porque utiliza la experiencia del investigador y se aplica en estudios de campo. La investigación aplicada busca la utilización de los conocimientos adquiridos, a la vez que se



adquieren otros, después de implementar y sistematizar la práctica basada en investigación. El uso del conocimiento y los resultados de investigación que da como resultado una forma rigurosa, organizada y sistemática de conocer la realidad. En ese sentido, se concibe como investigación aplicada tanto la innovación técnica, artesanal e industrial como la propiamente científica (Vargas, 2009).

3.4. DISEÑO DE INVESTIGACIÓN

En la presente investigación se utilizó un diseño no experimental, porque se desarrolla sin manipular deliberadamente las variables. Es decir, es una investigación donde no hacemos variar intencionalmente las variables independientes. La investigación no experimental o ex post facto es cualquier investigación en la que resulta imposible manipular las variables o asignar aleatoriamente a los sujetos o a las condiciones. De hecho, no hay condiciones o estímulos a los cuales se expongan los sujetos del estudio. Los sujetos son observados en su ambiente natural, en su realidad. En la investigación no experimental las variables independientes ya han ocurrido y no pueden ser manipuladas, el investigador no tiene control directo sobre dichas variables, no puede influir sobre ellas porque ya sucedieron, al igual que sus efectos (Agudelo et al., 2008).

3.5. LUGAR DE LA INVESTIGACIÓN

La investigación se realizó en la provincia El Collao, que es una de las trece provincias de la región de Puno y está ubicado en el sur del Perú, en el altiplano central de los Andes (Meseta del Collao). Esta provincia limita: por el norte con el lago Titicaca; por el este con Chucuito y Bolivia; por el sur con



la provincia de Candarave de la región Tacna; por el oeste con los estados de Mariscal Nieto de la región Moquegua y Puno. La provincia de El Collao se encuentra a una altura de 3846 msnm y tiene una extensión de 72012.27.51 km². Su topografía es característica del altiplano, con zonas planas frecuentemente rodeadas de cerros. Sus coordenadas están en: 16°05'07" latitud sur, 69°38'13" longitud oeste. Su temperatura promedio fluctúa entre los 8 °C y 15 °C, la precipitación anual promedio, según la estación meteorológica obedecen a una periodicidad anual de 4 meses (diciembre a marzo). La provincia de El Collao tiene cinco distritos: Capaso, Conduriri, llave, Pilcuyo, y Santa Rosa. La principal actividad económica es la agropecuaria en un promedio de 40% de la población y el comercio mediante las ferias dominicales. La población es multilingüe, hablan el aymara y castellano, siendo predominante el aymara en la zona rural. La provincia de El Collao, según (INEI, 2021) tenía 88437 habitantes, de los cuales, el (49.7%) son mujeres y el (50.3%) son hombres. La cantidad de estos pobladores representa el (6.00%) de los pobladores de la región Puno. La ciudad de llave está ubicada en el centro de una parte alta de una colina, prácticamente bordeada al sur y al este por el río llave, con una pequeña área urbanizada (San Cristóbal) en la margen derecha del río llave.

Figura 9

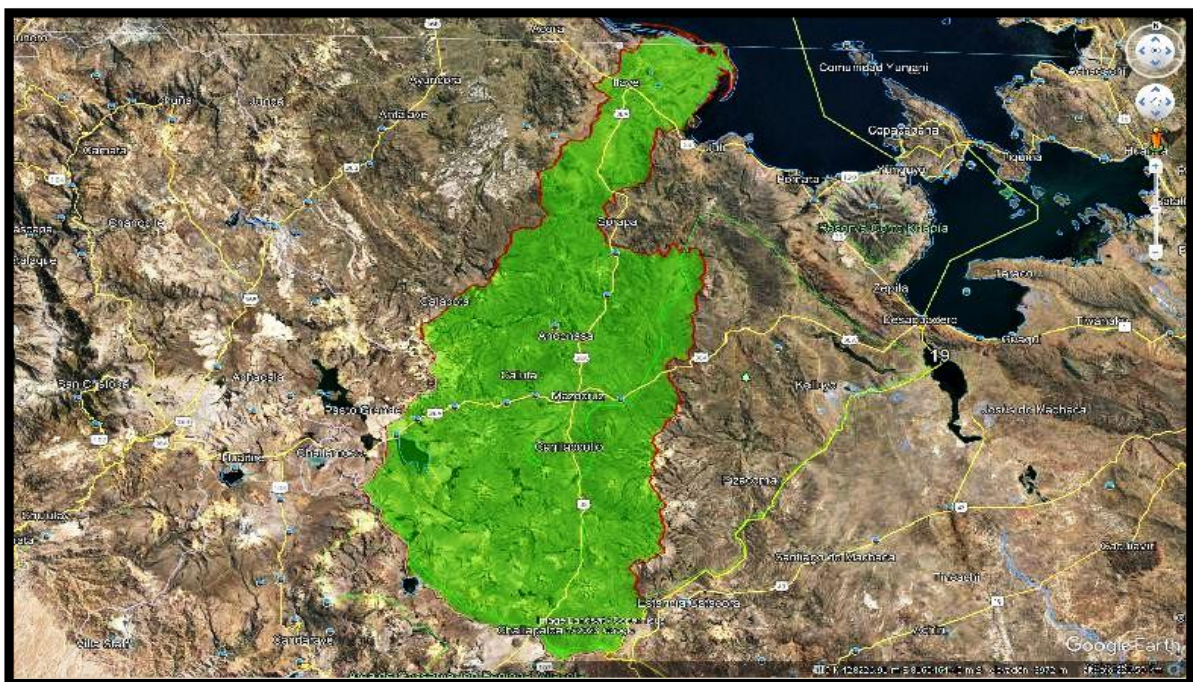
Mapa de ubicación de la provincia de El Collao



Nota: <https://punoculturaydesarrollo.blogspot.com/2016/10/ilave-en-la-historia.html>

Figura 10

Ubicación de la zona de estudio de la provincia El Collao



Nota: Google Eart, 2021.



3.6. POBLACIÓN Y MUESTRA

3.6.1. Población

En la selección de la población de estudio existen características decisivas que deben considerarse. Una de ellas es la homogeneidad, que se refiere a que todos los miembros de la población tienen las mismas características según las variables que se habrán de estudiar. Otra característica es la temporalidad; es decir, el periodo donde se sitúa a la población de interés. La tercera característica es la necesidad que en la población a estudiar se definan los límites espaciales, esto significa que se debe especificar si la población es de una comunidad, país, o unidad médica (Arias, et al., 2016).

En la presente investigación, se tomó como población a todas las empresas industriales que generan los residuos sólidos en la provincia El Collao. De la misma forma se consideró como población a todo el personal que se desplazan físicamente en estas empresas industriales.

3.6.2. Muestra

La característica más trascendental de una muestra es la representatividad. El muestreo obtiene gran valor al avalar que los rasgos preparados para su observación en la población permanecen expresados con mucha propiedad en la muestra; de manera que garanticen la inferencia de los resultados de la muestra hacia la población. En ese sentido, se debe tener en cuenta que los rasgos definidos garantizan realmente la población objeto de estudio. Las muestras logran originar estadísticos que son



observados en la población; sin embargo, no admiten una valoración precisa de los resultados obtenidos en la muestra de estudio (Mucha, et al., 2021).

En el presente estudio, se tomó como muestra a todas las empresas industriales que generan los residuos sólidos en el distrito de Llave. De la misma forma se consideró como muestra de estudio a todo el personal que se desplazan físicamente en estas empresas industriales del mismo distrito.

3.7. MÉTODOS DE LA INVESTIGACIÓN

La presente investigación es de tipo aplicada, explicativo, comparativo y no experimental.

3.8. DESCRIPCIÓN ESPECIFICADA DE MÉTODOS POR OBJETIVOS ESPECÍFICOS

3.8.1. Para el primer, segundo y tercer objetivo específico:

- Determinar de forma teórica y práctica la solución de problemas relacionados a la generación de residuos sólidos.
- Interpretar las imágenes publicitarias para reconocer las mediciones continuas de los residuos sólidos en tiempo real y no intrusivas.
- Proponer alternativas de solución mediante los enfoques computacionales alternos para resolver problemas de gestión ambiental de los residuos sólidos.

3.8.2. Descripción de las variables analizadas

a) Variable independiente

- Generación de los residuos sólidos: la detección del nivel de contenedores de los residuos sólidos; la predicción de los parámetros



del proceso; las rutas de los vehículos; la planificación de la gestión de residuos sólidos

b) Variable dependiente

- Caracterización automática: dominios de aplicación y parámetros de rendimiento informados; anotaciones de imágenes; aprendizaje automático; plataformas de software utilizados.

3.8.3. Propuesta metodológica

(Jassim, et al., 2023), un número limitado de estudios han aplicado redes neuronales LSTM como una herramienta de series temporales para pronosticar la generación de residuos sólidos. Se utilizó este enfoque, junto con el modelo ARIMA y la ANN convencional, para detectar efectos a largo plazo en el pronóstico de RSU. Se demostró que las redes neuronales LSTM son superiores en cuanto a precisión y confiabilidad. La red neuronal LSTM se utilizó de manera efectiva para pronosticar las tasas semanales de generación de residuos domésticos a nivel de un solo hogar entre 2011 y 2018 en el Municipio de Herning, Dinamarca. Su enfoque LSTM mejoró los resultados en un promedio del 85% en comparación con los métodos tradicionales como ARIMA. Además, el modelo de pronóstico basado en LSTM desarrollado para datos de residuos de construcción en Shanghai y Hong Kong manifestó su efectividad y precisión. Sin embargo, la transmisión de información para la red neuronal LSTM unidireccional es hacia adelante; por lo tanto, carece de la capacidad de codificar la dirección inversa. Este hecho es una limitación para un modelo de series de tiempo que resulta en la no captura de información clave de atrás hacia adelante. Además, la



mayoría de los métodos LSTM publicados para pronosticar la generación de residuos sólidos utilizaron técnicas de búsqueda manual para ajustar los hiperparámetros, lo que consume mucho tiempo. Esto puede no proporcionar los resultados óptimos y será difícil de realizar para datos de alta dimensión. Al respecto, varios algoritmos (algoritmo de optimización bayesiana (BOA); algoritmo genético (GA), entre otros) se pueden integrar con cada enfoque para ajustar automáticamente los hiperparámetros del aprendizaje base, lo que resulta en la generación de un modelo de superaprendizaje híbrido. Recientemente, se han propuesto algunos de estos modelos de superaprendizaje que utilizan pequeños conjuntos de datos de ingeniería. Sin embargo, se requiere un estudio de investigación más completo con una amplia gama de variables y alcances. Recientemente, los avances en inteligencia computacional proporcionaron impulso para aplicar métodos de aprendizaje profundo para la predicción de series de tiempo. Esas metodologías son poderosas herramientas de pronóstico debido a sus capacidades para aprender relaciones lineales y no lineales, robustez al ruido, incertidumbres compartidas y patrones a largo plazo. En particular, el algoritmo de red neuronal de memoria a corto y largo plazo (LSTM) supera las técnicas de pronóstico tradicionales, como los modelos autorregresivos lineales y no lineales. La efectividad de las predicciones con el enfoque LSTM depende en gran medida de la diversidad y el volumen de datos históricos utilizados en el entrenamiento del modelo. Hay tres puertas en una celda LSTM: una puerta de olvido, una puerta de entrada y una puerta de salida. Durante la fase de entrenamiento, LSTM puede determinar si hay



un efecto temporal en la generación de residuos sólidos y cuánto duraría dicho efecto con su estructura única de tres puertas.

(Adusei, et al., 2022), dados sus beneficios potenciales, LSTM se ha aplicado con éxito en varias aplicaciones ambientales en todo el mundo, incluido el modelado de poblaciones de peces en Filipinas, la calidad del aire en Madrid y la velocidad de las corrientes oceánicas a lo largo de la costa noruega. Los modelos de redes neuronales LSTM también se han intentado en varias escalas de tiempo para pronosticar las tasas de generación y eliminación de RSU. Se utilizó una red neuronal LSTM de múltiples sitios para predecir las tasas de generación de RSU de los hogares utilizando datos históricos semanales de 2011 a 2018. Se mostró, que los modelos LSTM en promedio mejoran los resultados en un 85% en comparación con los métodos tradicionales como el Promedio Móvil Integrado Autorregresivo (ARIMA). También se compararon la red neuronal LSTM, el modelo ARIMA y los modelos de series temporales ANN convencionales para pronosticar la generación de RSU en Suzhou, China, e informaron una mayor precisión del modelo de red neuronal LSTM. Se modelaron las tasas totales de eliminación de residuos en Regina, Canadá, utilizando la red neuronal recurrente LSTM (RNN-LSTM) y fracciones de residuos separadas y obtuvieron resultados satisfactorios. Se propusieron un nuevo marco de modelado RNN-LSTM para estimar las tasas de eliminación de residuos mixtos (MWD) en Regina, Canadá, durante la pandemia de COVID-19 utilizando entradas de modelo rezagadas y series temporales distintas e informaron mejores resultados de modelado. Recientemente, se aplicaron un modelo RNN-LSTM para cuantificar los beneficios de una técnica de validación cruzada K-fold para la

estimación de MWD. La literatura sugiere que los modelos LSTM basados en ANN parecen apropiados para los pronósticos de residuos sólidos urbanos. Sin embargo, la aplicación del modelado de redes neuronales LSTM para pronosticar la eliminación de residuos con respecto a estaciones separadas no se ha llevado a cabo y se comprende poco. La literatura sugiere que la memoria de corto plazo larga (LSTM) emparejada con la red neuronal recurrente (RNN) puede expresar mejor la dependencia de corto y largo plazo de un conjunto de datos.

Figura 11

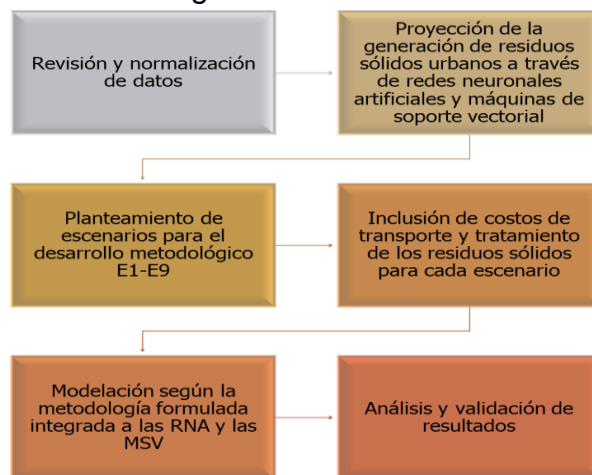
Proposición de metodología para la formulación del modelo



Nota: Solano, (2021).

Figura 12

Proposición de metodología acorde a RNA como base de gestión de RSU



Nota: Solano, (2021).

Los modelos basados en RNA se aplicaron con éxito para pronosticar los comportamientos de generación y eliminación de RSU en diferentes escalas de tiempo. Sin embargo, un inconveniente importante de los modelos tradicionales basados en RNA para el análisis de series temporales de RSU es su incapacidad para reconocer completamente los efectos a largo plazo en la generación de RSU. La literatura sugiere que la memoria a largo plazo (LSTM) combinada con RNA puede expresar mejor la dependencia a largo y corto plazo y puede ayudar con problemas que incluyen la pérdida rápida de la memoria a largo plazo y los gradientes de desaparición y explosión. Esto es particularmente importante en los estudios de modelado de residuos, ya que las variaciones estacionales de la cantidad y composición de los RSU se observan y documentan comúnmente en todo el mundo, lo que contribuye a las incertidumbres resultantes del modelado de series temporales. Las RNA pueden lidiar mapear eficazmente con datos ruidosos, difusos, inconsistentes y probabilísticos. Además, puede brindar predicciones precisas.

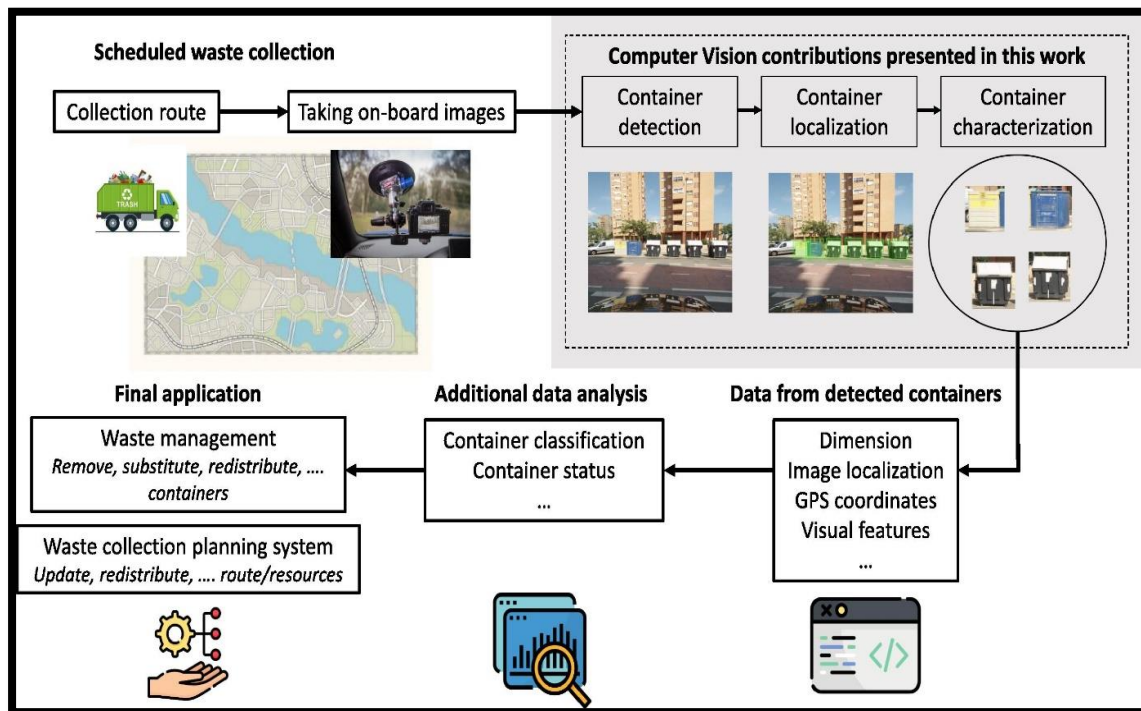
3.8.4. Un enfoque conceptual para la planificación de la recogida de rutas de contenedores de residuos

El flujo de trabajo del sistema de planificación de gestión de residuos previsto, incluidas las etapas para la detección de contenedores basada en imágenes, la localización de contenedores y las características de los contenedores, se muestran en la figura 13. Durante un horario preliminar no óptimo de las rutas de recogida de residuos, una cámara a

bordo colocada en el camión geolocalizado está capturando fotogramas de vídeo (imágenes consecutivas correlacionadas temporalmente).

Figura 13

Visión artificial de planificación de la recogida de residuos



Nota: Moral, et al. (2022).

Este trabajo propone una metodología para procesar estas imágenes en un servidor en línea utilizando un software de reconocimiento de imágenes previamente entrenado que localiza los contenedores. Dependiendo de las capacidades a bordo, este sistema también podría funcionar como una aplicación a bordo. Una vez detectados los contenedores en las imágenes, y gracias a la información visual geolocalizada recogida por las cámaras embarcadas, es posible obtener la localización de los contenedores en términos de coordenadas GPS. Los datos obtenidos en estas dos etapas, como la dimensión del contenedor, su



ubicación en la imagen, su coordenada GPS y sus características visuales, conducen a la caracterización del contenedor. Después del geoposicionamiento y la caracterización basada en imágenes de cada contenedor, una gran cantidad de aplicaciones adicionales podrían beneficiarse de esto. Por ejemplo, la mejora de las vías de recogida de despojos, la actualización de mapas desactualizados, las auditorías del gobierno municipal a las empresas industriales de gestión de residuos, nuevos desarrollos en ciudades no anotadas, entre otros.

3.8.5. Detección de contenedores basada en Deep Learning

Dado que la metodología propuesta en este estudio incluye técnicas de localización de objetos para localizar contenedores de residuos en imágenes geoposicionadas, en esta sección se resumen los fundamentos de los detectores de objetos basados en Deep Learning. Las ConvNets traducen los píxeles de una imagen en características que se pueden aprender a diferentes niveles de granularidad. Los detectores se pueden clasificar en dos categorías principales: detectores de una etapa y detectores de dos etapas. Las arquitecturas de dos etapas incluyen una red de extracción de características seguida de una red de propuesta de región (RPN). El resultado de la red de extracción de características es un conjunto de Regiones de Interés (RoI) que generalmente se procesan aplicando la agrupación de RoI para obtener la característica relacionada con las propuestas. Las etapas de clasificación y localización de objetos se aplican en estas características procesadas para producir las detecciones finales. El módulo RPN es muy exigente desde el punto de vista computacional y rara vez funciona en tiempo real. Los detectores de dos etapas suelen presentar



una alta precisión en la clasificación y localización. De manera diferente, los detectores de una etapa predicen BB directamente a partir de imágenes de entrada sin un paso de propuesta de región. Esto ofrece una velocidad de procesamiento más rápida, lo que permite que las aplicaciones se ejecuten en tiempo real. Con respecto a los detectores de una etapa existentes, EfficientDet y YOLOv5 se encuentran entre los de mayor rendimiento en términos de precisión y fotogramas por segundo (FPS), lo que permite su uso en sistemas en línea. EfficientDet intenta abordar la baja limitación de precisión presente en los sistemas de una etapa en comparación con los de dos etapas mediante el estudio de varias opciones de diseño de arquitectura. Incluye una red troncal de EfficientNet previamente entrenada mediante ImageNet, una red piramidal de características bidireccionales ponderadas (BiFPN) y una red de predicción de localización. La BiFPN se utiliza para evitar el problema de agregar características de bajo y alto nivel a diferentes resoluciones. YOLOv5 se basa en la evolución de la familia YOLO. Esta versión incluye una red parcial de etapas cruzadas (CSPNet) y se basa en el cuello de agregación de rutas (PANet). YOLOv5 está completamente implementado en Pytorch desde cero en lugar de ser una modificación de la Darknet original de versiones anteriores de YOLO. Incluye aumento de datos en mosaico y anclajes BB de aprendizaje automático para mejorar la velocidad y la precisión.

3.8.6. Conjunto de datos

El conjunto de datos empleado en este estudio está compuesto por imágenes tomadas de una cámara montada en un vehículo en diferentes ciudades de la provincia de El Collao. Estas imágenes contienen coches,



edificios, señales de tráfico, vegetación, aceras y otros objetos urbanos, pero a efectos de este trabajo, solo se consideran los contenedores de residuos.

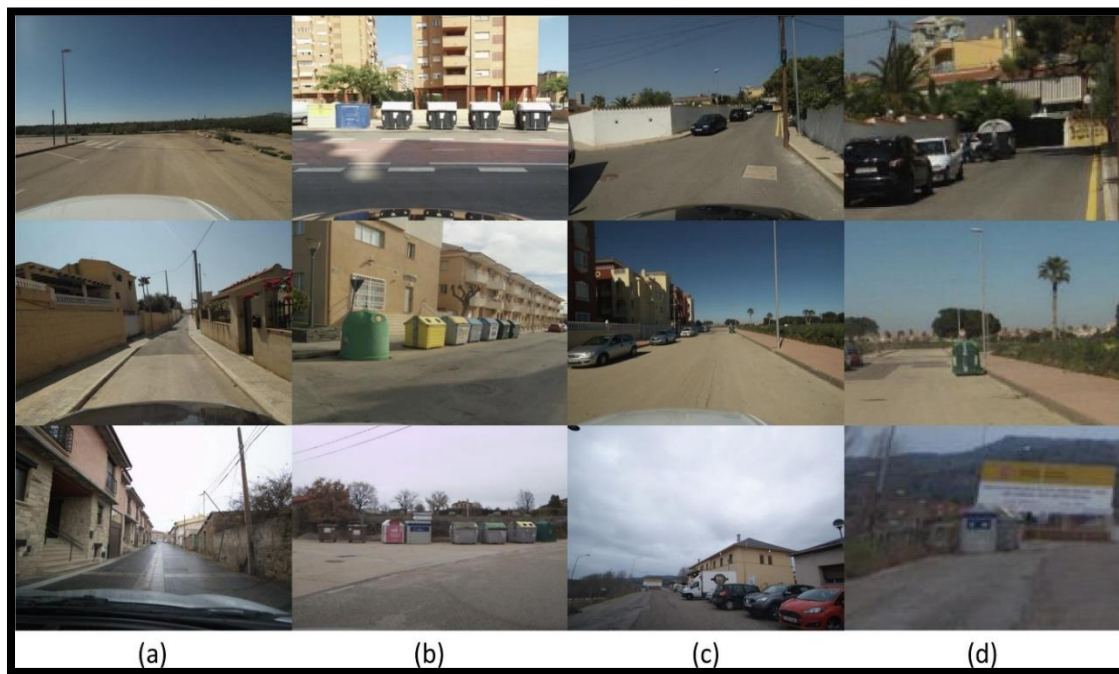
a) Anotación de fotogramas de video, incluidos los contenedores

Para cada secuencia, las imágenes que contienen al menos un contenedor se han anotado manualmente. Todos los contenedores del vídeo se han anotado al menos una vez, pero solo una vez, es decir, si el mismo contenedor aparece en varias imágenes, solo uno de ellos se asigna al conjunto positivo o Container-set. Por lo tanto, hay varias imágenes con contenedores que pueden haber sido asignadas al conjunto Not-Container o negativo. Para reducir el impacto de este ruido de anotación en los procesos de entrenamiento y validación, se ignoran los fotogramas cercanos a uno positivo en la evaluación del rendimiento de los métodos. Para lograr este objetivo, se define un área espacial de incertidumbre de 100 metros alrededor de cada fotograma del conjunto de contenedores. A los fotogramas de vídeo con coordenadas GPS en esta área se les asigna una etiqueta de Incertidumbre, creando finalmente una partición de tres conjuntos: Contenedor, No-Contenedor e Incertidumbre (Figura 11). La figura 11 (c) y (d) son imágenes de incertidumbre en las que hay contenedores, por lo que no se pueden incluir en el conjunto de no-contenedor, pero debido a la distancia a la cámara, tampoco se pueden incluir en el conjunto de contenedores, ya que se introduciría ruido durante el proceso de entrenamiento del modelo. Para ver claramente el contenedor, se ha aplicado un zoom de (c) a (d). Solo los fotogramas de los dos primeros

conjuntos se utilizan para el entrenamiento y la evaluación del rendimiento de los métodos de detección de objetos de vídeo evaluados.

Figura 14

Ejemplo de conjunto de datos



Nota: Moral, et al. (2022).

b) Anotación de los contenedores en los fotogramas de vídeo

La ubicación espacial de los contenedores en los fotogramas del conjunto de contenedores se ha anotado manualmente utilizando la herramienta en línea Alpha Make Sense. Para la anotación de objetos, el flujo de trabajo dentro de la herramienta consta de: carga de imágenes; definición de la lista de etiquetas/clases en el corpus (en este caso la única etiqueta será el contenedor); luego, para cada imagen, los contenedores de residuos que aparecen se pueden anotar dibujando un BBs que encierre cada contenedor de residuos y las coordenadas de los dos vértices de cada BBs dibujado se almacenan en archivos locales; finalmente, los archivos con las anotaciones se exportan siguiendo un YOLO, Lenguaje

de marcado extensible (XML) o formato de valores separados por comas (CSV) según las preferencias del usuario.

c) Conjunto de datos de contenedores de residuos

El conjunto de datos consta de fotogramas de vídeo o imágenes de varias urbes en el conjunto Not-Container e imágenes en el conjunto Container. Se pueden anotar contenedores en imágenes del conjunto de contenedores, lo que da como resultado un promedio de contenedores por imagen en el conjunto de contenedores

Figura 15

Ejemplos de variación del diseño de contenedores intra e interurbanos



Nota: Moral, et al. (2022).



CAPÍTULO IV

ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

En la provincia de El Collao, el proceso de generación de RSU en las empresas industriales empieza con la descarga y almacenamiento de los despojos por parte de los productores de despojos sólidos. Luego, se prosigue con la recogida, incrementando los despojos del limpiado, el mantenimiento de jardines y parques, la limpieza de espacios públicos, corte de restos y césped de poda para el caso de despojos corrientes, que al final son trasladados a la distribución final del vertedero. En la ciudad, dentro de los despojos acumulados, también existen los habituales que van al beneficio por medio de los recicladores autorizadas por su organización. Además, existen otro tipo de despojos como los: residuos de construcción y demolición (RCD), especiales, peligrosos, peligrosos hospitalarios, que van a disposición y tratamiento final por medio de un diferente sistema con el de servicio de limpieza. En lo referente a los sistemas de recojo de RSU que van al vertedero, las localidades de la provincia El Collao, la distribución administrativa cuenta con un bosquejo organizado por medio de ASE (Área de Servicio Exclusivo), estos están agrupados en cinco distritos, según la ASE respectiva, cada una trabaja por una empresa encargada en esta diligencia.



4.1. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para el análisis de los resultados obtenidos de la generación de residuos sólidos por las empresas industriales de la provincia El Collao, se han tomado en consideración el objetivo general: determinar los resultados de la caracterización automática de los residuos sólidos generados por las empresas industriales en la provincia de El Collao, Puno 2021. De la misma forma, para la variable independiente: generación de los residuos sólidos, se ha tomado en consideración las características de los despojos sólidos con los siguientes indicadores: la detección del nivel de contenedores de los residuos sólidos; la predicción de los parámetros del proceso; las rutas de los vehículos; y el planeamiento de la gestión de despojos sólidos; para la variable dependiente: caracterización automática, se ha tomado en consideración la aplicación de la inteligencia artificial con los siguientes indicadores: dominios de aplicación y parámetros de rendimiento informados; anotaciones de imágenes; aprendizaje automático; plataformas de software utilizados.

Tabla 1

Reporte de la asociación de recicladores INVER Metal Mary

N°	MES	N° SOCIOS	COMERCIALIZADO (Tn)
1	ENERO	26	2295.00
2	FEBRERO	4	2611.00
3	MARZO	4	1739.00

Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

Figura 16
Resultados de la asociación de recicladores INVER Metal Mary



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

La tabla 1 y la figura 16 muestra el reporte de la generación de RSU de la Asociación de Recicladores INVER Metal Mary de la provincia El Collao, comercializados y comparados durante tres meses, en el periodo 2021. Los resultados obtenidos son bastante diferentes en cada mes: durante el mes de enero, con 26 socios se comercializa 2295.00 toneladas de residuos sólidos urbanos (RSU); durante el mes de febrero, con 4 socios se comercializa 2611.00 toneladas de RSU; durante el mes de marzo, con 4 socios se comercializa 1739.00 toneladas de RSU. Por lo tanto, los resultados obtenidos en el mes de febrero son mayores que los meses de enero y marzo, porque con solo 4 socios se comercializa 2611.00 toneladas de RSU, es decir cada socio comercializa 625.75 toneladas de RSU; luego, seguido por el mes de marzo, porque con solo 4 socios se comercializa 1739.00 toneladas de RSU, es decir cada socio comercializa 434.75 toneladas de RSU, y finalmente por el mes de enero, porque con 26 socios

se comercializa 2295.00 toneladas de RSU, es decir cada socio comercializa 88.27 toneladas de RSU aproximadamente.

Tabla 2

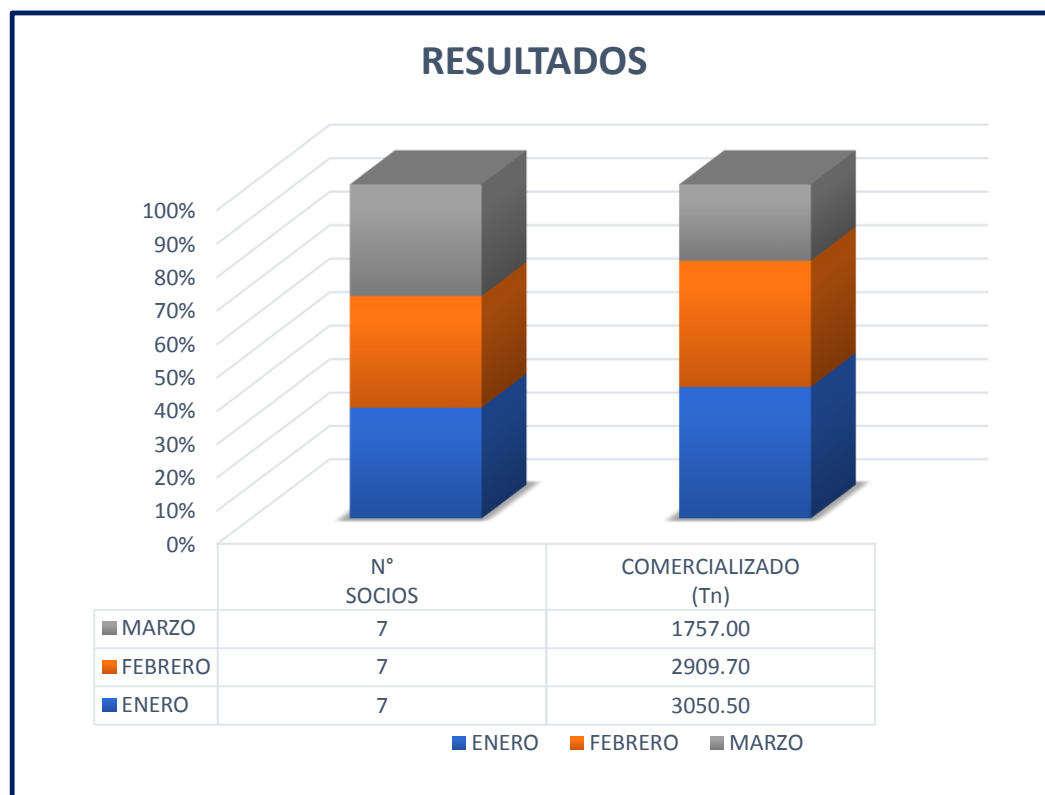
Reporte de la asociación de recicladores y servicios múltiples

N°	MES	N° SOCIOS	COMERCIALIZADO (Tn)
1	ENERO	7	3050.50
2	FEBRERO	7	2909.70
3	MARZO	7	1757.00

Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

Figura 17

Reporte de la asociación de recicladores y servicios múltiples



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

La tabla 2 y la figura 17 muestra el reporte de la generación de RSU de la Asociación de Recicladores y Servicios Múltiples de la provincia El Collao, comercializados y comparados durante tres meses, en el periodo



2021. Los resultados obtenidos son bastante diferentes en cada mes: durante el mes de enero, con 7 socios se comercializa 3050.00 toneladas de residuos sólidos urbanos (RSU); durante el mes de febrero, con 7 socios se comercializa 2909.00 toneladas de RSU; durante el mes de marzo, con 7 socios se comercializa 1757.00 toneladas de RSU. Por lo tanto, los resultados obtenidos en el mes de enero son mayores que los meses de febrero y marzo, porque con 7 socios se comercializa 3050.00 toneladas de RSU; es decir cada socio comercializa aproximadamente 435.71 toneladas de RSU; luego, seguido por el mes de febrero, porque con 7 socios se comercializa 2909.00 toneladas de RSU, es decir cada socio comercializa 415.57 toneladas de RSU aproximadamente, y finalmente por el mes de marzo, porque con 7 socios se comercializa 1757.00 toneladas de RSU, es decir cada socio comercializa 251.00 toneladas de RSU.

Tabla 3

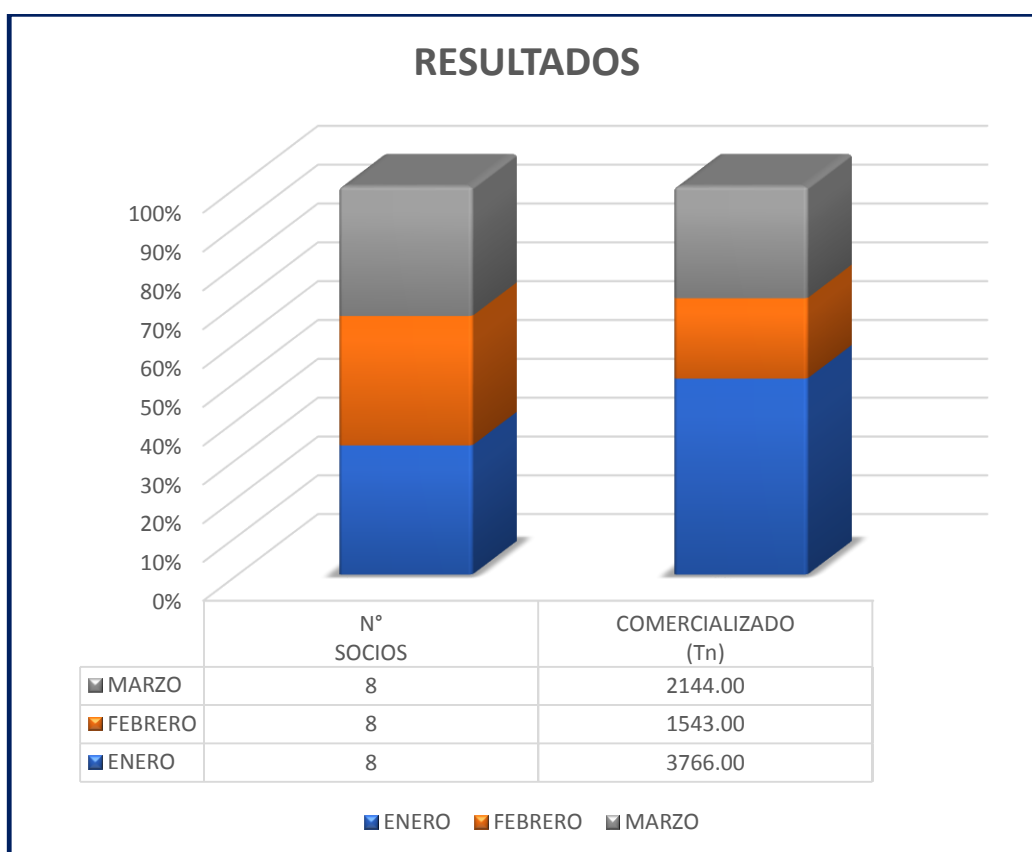
Reporte de la asociación de recogedores de (RS) Nuevo 28 de Julio - llave

N°	MES	N° SOCIOS	COMERCIALIZADO (Tn)
1	ENERO	8	3766.00
2	FEBRERO	8	1543.00
3	MARZO	8	2144.00

Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

Figura 18

Reporte de la asociación de recogedores de (RS) Nuevo 28 de Julio - llave



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).



La tabla 3 y la figura 18 muestra el reporte de la generación de RSU de la Asociación de Recogedores de Residuos Sólidos Nuevo 28 de Julio de la provincia El Collao, distrito de llave, comercializados y comparados durante tres meses, en el periodo 2021. Los resultados obtenidos son bastante diferentes en cada mes: durante el mes de enero, con 8 socios se comercializa 3766.00 toneladas de despojos sólidos urbanos (RSU); durante el mes de febrero, con 8 socios se comercializa 1543.00 toneladas de RSU; durante el mes de marzo, con 8 socios se comercializa 2144.00 toneladas de RSU. Por lo tanto, los resultados obtenidos en el mes de enero son mayores que los meses de marzo y febrero, porque con 8 socios se comercializa 3766.00 toneladas de RSU; es decir cada socio comercializa aproximadamente 470.75 toneladas de RSU; luego, seguido por el mes de marzo, porque con 8 socios se comercializa 2144.00 toneladas de RSU, es decir cada socio comercializa 268.00 toneladas de RSU, y finalmente por el mes de febrero, porque con 8 socios se comercializa 1543.00 toneladas de RSU, es decir cada socio comercializa 192.88 toneladas de RSU aproximadamente.

Tabla 4

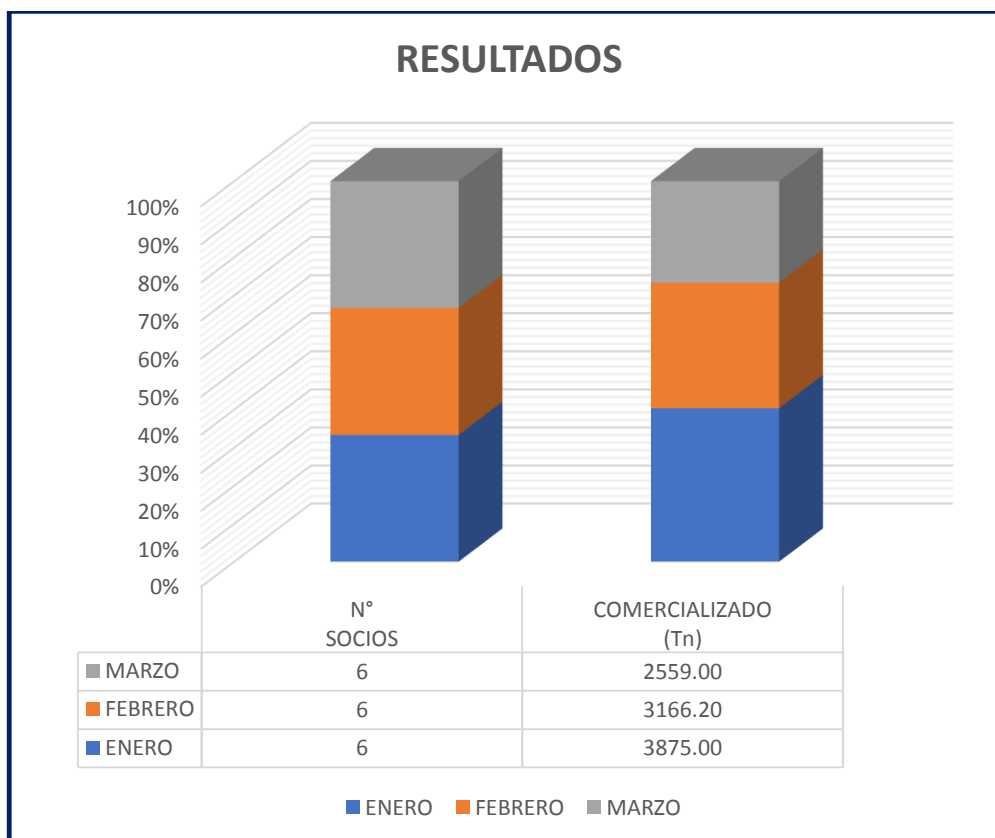
Reporte de la asociación de recicladores San Miguel - Ilave

N°	MES	N° SOCIOS	COMERCIALIZADO (Tn)
1	ENERO	6	3875.00
2	FEBRERO	6	3166.20
3	MARZO	6	2559.00

Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

Figura 19

Reporte de la asociación de recicladores San Miguel - Ilave



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).



La tabla 4 y la figura 19 muestra el reporte de la generación de RSU de la Asociación de Recicladores San Miguel de la provincia El Collao, distrito de Ilave, comercializados y comparados durante tres meses, en el periodo 2021. Los resultados obtenidos son bastante diferentes en cada mes: durante el mes de enero, con 6 socios se comercializa 3875.00 toneladas de despojos sólidos urbanos (RSU); durante el mes de febrero, con 6 socios se comercializa 3166.00 toneladas de RSU; durante el mes de marzo, con 6 socios se comercializa 2559.00 toneladas de RSU. Por lo tanto, los resultados obtenidos en el mes de enero son mayores que los meses de febrero y marzo, porque con 6 socios se comercializa 3875.00 toneladas de RSU; es decir cada socio comercializa aproximadamente 645.83 toneladas de RSU aproximadamente; luego, seguido por el mes de febrero, porque con 6 socios se comercializa 3166.00 toneladas de RSU, es decir cada socio comercializa 527.67 toneladas de RSU aproximadamente, y finalmente por el mes de marzo, porque con 6 socios se comercializa 2559.00 toneladas de RSU, es decir cada socio comercializa 426.50 toneladas de RSU.

Tabla 5

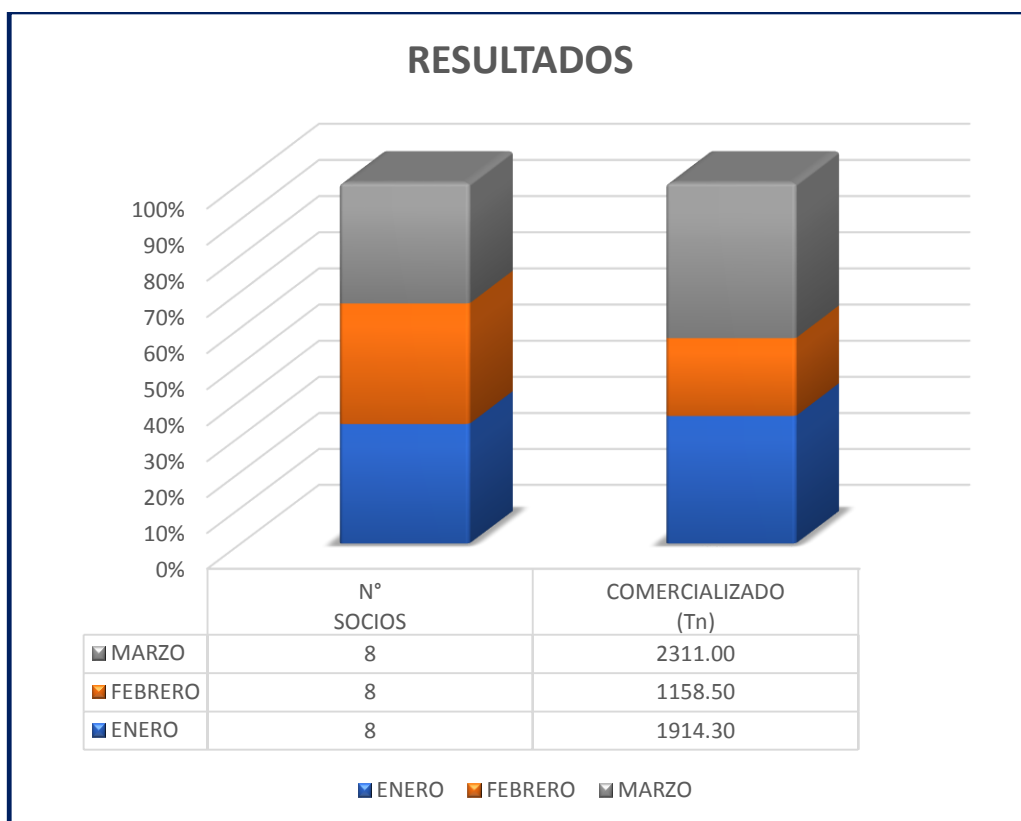
Reporte de la asociación, recolectores de (RS) agropecuarios RRR Apacheta

N°	MES	N° SOCIOS	COMERCIALIZADO (Tn)
1	ENERO	8	1914.30
2	FEBRERO	8	1158.50
3	MARZO	8	2311.00

Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

Figura 20

Reporte de la asociación, recolectores (RS) agropecuarios RRR Apacheta



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).



La tabla 5 y la figura 20 muestra el reporte de la generación de RSU de la Asociación de Recolectores de Residuos Sólidos Agropecuarios RRR Apacheta de la provincia El Collao, comercializados y comparados durante tres meses, en el periodo 2021. Los resultados obtenidos son diferentes en cada mes: durante el mes de enero, con 8 socios se comercializa 2311.00 toneladas de RSU; durante el mes de febrero, con 8 socios se comercializa 1158.00 toneladas de RSU; durante el mes de marzo, con 8 socios se comercializa 1914.00 toneladas de RSU. Por lo tanto, los resultados obtenidos en el mes de marzo son mayores que los meses de enero y febrero, porque cada socio comercializa aproximadamente 288.86 toneladas de RSU; seguido por el mes de enero, porque cada socio comercializa 239.25 toneladas de RSU, y finalmente por el mes de febrero, porque cada socio comercializa 144.75 toneladas de RSU.

Tabla 6

Bandeja de reportes mensuales, 2021 de la recolección de (RS)

MES	RECOLECTADO (Tn)	TOTAL, VALORIZADO (Tn)	PRODUCTO OBTENIDO (Tn)	RECURSOS DE ÁREAS VERDES (Tn)
ENERO	13.47	13.38	5.60	1.38
FEBRERO	18.22	18.15	7.26	1.38
MARZO	20.22	20.05	6.00	3.10

Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

Figura 21

Bandeja de reportes mensuales, 2021 de la recolección de (RS)



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).



La tabla 6 y la figura 21 muestran los reportes mensuales de la recolección de RSU de la provincia El Collao, durante los meses de enero, febrero y marzo del periodo 2021, en los siguientes aspectos: recolectado; total valorizado; producto obtenido; recursos de áreas verdes. Los resultados obtenidos son diferentes en cada mes: durante el mes de enero se recolecta 13.47 toneladas de RSU, con un total valorizado de 13.38 toneladas, con un producto obtenido de 5.60 toneladas, y con un recurso de áreas verdes de 1.38 toneladas; durante el mes de febrero se recolecta 18.22 toneladas de RSU, con un total valorizado de 18.15 toneladas, con un producto obtenido de 7.26 toneladas, y con un recurso de áreas verdes de 1.38 toneladas; durante el mes de marzo se recolecta 20.22 toneladas de RSU, con un total valorizado de 20.05 toneladas, con un producto obtenido de 6.00 toneladas, y con un recurso de áreas verdes de 3.10 toneladas. Por lo tanto, en el aspecto recolectado, el mes de marzo es mayor que los meses de febrero y enero, siendo en: marzo, 20.22 toneladas, febrero, 18.22 toneladas, y enero, 13.47 toneladas; en el aspecto del total valorizado, el mes de marzo es mayor que los meses de febrero y enero, siendo en: marzo, 20.05 toneladas, febrero, 18.15 toneladas, y enero, 13.38 toneladas; en el aspecto producto obtenido, el mes de febrero es mayor que los meses de marzo y enero, siendo en: febrero, 7.26 toneladas, marzo, 6.00 toneladas, y enero, 5.60 toneladas; y en el aspecto recurso de áreas verdes, el mes de marzo es mayor que los meses de enero y febrero, siendo en: marzo, 3.10 toneladas, enero, 1.38 toneladas, y febrero, 1.38 toneladas.

Tabla 7

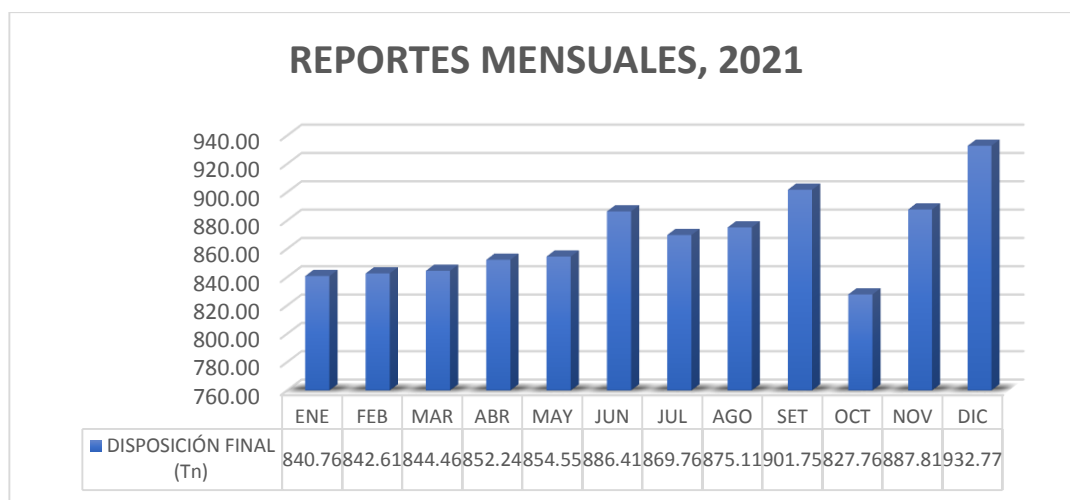
Reportes mensuales, 2021 de la recolección de (RSU), distrito de llave

N°	MESES	DISPOSICIÓN FINAL
		(Tn)
1	ENE	840.76
2	FEB	842.61
3	MAR	844.46
4	ABR	852.24
5	MAY	854.55
6	JUN	886.41
7	JUL	869.76
8	AGO	875.11
9	SET	901.75
10	OCT	827.76
11	NOV	887.81
12	DIC	932.77

Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

Figura 22

Reportes mensuales, 2021 de la recolección de (RSU), distrito de llave



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).



La tabla 7 y la figura 22 muestra los reportes mensuales de la recolección de (RSU) del distrito de llave, provincia El Collao durante los meses de enero a diciembre del periodo 2021. Los resultados obtenidos de disposición final son diferentes en cada mes: el mes de diciembre tiene el mayor reporte comparado con los de más meses, con 932.77 toneladas; seguido del mes de setiembre, con 901.75 toneladas; luego el mes de junio, con 886.41 toneladas; noviembre, con 887.81 toneladas; agosto, con 875.11 toneladas; julio, con 869.76 toneladas; mayo, con 854.55 toneladas; abril, con 852.24 toneladas; marzo, con 844.46 toneladas; febrero, con 842.61 toneladas; enero, con 840.76 toneladas; y finalmente octubre, con 827.76 toneladas. Por lo tanto, el de mayor reporte es el mes de diciembre, con 932.77 toneladas; y el de menor reporte es el mes de octubre, con 827.76 toneladas.



4.2. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Teniendo en consideración la hipótesis general, se ha observado que mediante una clasificación adecuada se puede determinar los resultados de la caracterización automática de los despojos sólidos generados por las empresas industriales en la provincia de El Collao, región Puno. Esto, debido a que la acumulación de desechos sólidos en el área urbana se está convirtiendo en una gran preocupación, ya que resultaría en contaminación ambiental y podría ser peligrosa para la salud humana si no se maneja adecuadamente. Es importante contar con un sistema de gestión de residuos avanzado/inteligente para gestionar una variedad de materiales de desecho. Uno de los pasos más importantes de la gestión de residuos es la separación de los residuos en los diferentes componentes y este proceso normalmente se realiza manualmente mediante recolección manual. Para simplificar el proceso, se propone un sistema inteligente de clasificación de materiales de desecho, que se desarrolla utilizando la inteligencia artificial (IA). Esta propuesta, ha sido comparado con las propuestas de los siguientes autores:

(Adedeji y Wang, 2019) propuso el uso del modelo de red neuronal convolucional de preentrenamiento de red residual de 50 capas (ResNet-50), que es una herramienta de aprendizaje automático y sirve como extractor, y Support Vector Machine (SVM) que se utiliza para clasificar los residuos en diferentes grupos/tipos, como vidrio, metal, papel, plástico, entre otros. El sistema propuesto se prueba en el conjunto de datos de imágenes de basura y puede lograr una precisión del 87% en el conjunto de datos. Es decir, el proceso de separación de los residuos será más rápido e inteligente



utilizando el sistema de clasificación de materiales de desecho propuesto sin o reduciendo la participación humana.

Cuingnet, et al. (2022), sostiene, para ayudar a las operaciones a mejorar y optimizar sus procesos, su estudio describe PortiK, una solución para el análisis automático de residuos. Basado en análisis de imágenes y reconocimiento de objetos, permite mediciones continuas, en tiempo real y no intrusivas de la composición masiva de los flujos de desechos. Las latas de aluminio se detectaron con una precisión del 91,2% y un retiro del 90,3%, respectivamente, lo que resultó en una subestimación del número de latas en menos del 1%. En cuanto a los contaminantes (es decir, otros tipos de residuos), la precisión y la recuperación fueron del 80,2% y el 78,4%, respectivamente, lo que supone una subestimación del 2,2%.

Moral, et al. (2022), en su estudio se basa en el uso de algoritmos de Visión por Computador para detectar contenedores de residuos e identificar su ubicación geográfica y dimensiones, para lo cual se han seleccionado para realizar pruebas dos detectores de objetos de última generación basados en técnicas de aprendizaje profundo, en función de su rendimiento y de su adaptabilidad a un entorno a bordo en tiempo real: EfficientDet y YOLOv5. Los resultados informados indican que el detector YOLOv5 es el de mejor rendimiento tanto en términos de precisión como de eficiencia. De media, YOLOv5 obtiene un valor de precisión medio de 0,89 y una velocidad de detección de 67,3 fotogramas por segundo.

Haris, et al. (2023), sostiene que, el punto de partida de una investigación es recopilar y recopilar datos sobre los tipos de basura que se encuentran en Indonesia. Los residuos indonesios se clasifican en seis



grupos: cartón, papel, metal, plástico, médicos y orgánicos. El total de imágenes de los seis grupos se estima en 1880 fotografías. Según esta base de datos de imágenes, se utilizó entrenamiento de Inteligencia Artificial (IA) para crear el sistema de clasificación. En el proceso final de IA, el método de prueba se realizó utilizando DenseNet121, DenseNet169 y DenseNet201. Las pruebas con inteligencia artificial DenseNet201 en 40 épocas arrojan la mejor tasa de precisión del 92,7%. Simultáneamente con las pruebas de Inteligencia Artificial, se crea un sistema mecatrónico como implementación directa del modelo de salida de Inteligencia Artificial. El sistema mecatrónico incluye un robot de cuatro brazos servo con movilidad de ruedas con motor de corriente continua.

Carrera, et al. (2023), enfatiza que, el reciclaje de plásticos puede reducir la generación de residuos y mejorar su gestión, pero la industria del reciclaje necesita tanto una reducción de costos como un aumento de los ingresos para ser económicamente viable. Recientemente, las técnicas de clasificación de plástico reciclado con Inteligencia Artificial han ganado popularidad, ya que pueden evitar la clasificación manual, que requiere mucho tiempo y es económicamente menos rentable que el procesamiento automático.



CONCLUSIONES

PRIMERA: Con un adecuado sistema de planificación de gestión de residuos previsto, incluidas las etapas para la detección de contenedores basada en imágenes, la localización de contenedores y las características de los contenedores, es factible determinar los resultados de la caracterización automática de los residuos sólidos generados por las empresas industriales en la provincia de El Collao.

SEGUNDA: Mediante la aplicación adecuada de la técnica de la inteligencia artificial de redes neuronales LSTM y Deep Learning, es viable establecer de forma teórica y práctica la solución de problemas relacionados a la generación de residuos sólidos.

TERCERA: En las empresas industriales de la provincia El Collao, mediante las imágenes publicitarias, se puede interpretar y reconocer, las mediciones continuas de los residuos sólidos en tiempo real y no intrusivas.

CUARTA: La aplicación de los programas computacionales alternos proponen alternativas de solución para resolver problemas de gestión ambiental de los residuos sólidos en las empresas industriales de la provincia El Collao.



RECOMENDACIONES

- PRIMERA:** A las empresas industriales de la provincia El Collao, se recomienda implementar un sistema de planificación de gestión de residuos, aplicando la inteligencia artificial para determinar los resultados de la caracterización automática de los residuos sólidos.
- SEGUNDA:** Se recomienda, realizar más investigaciones relacionadas a la aplicación de la técnica de la inteligencia artificial, para establecer de forma práctica y teórica soluciones pertinentes a las problemáticas relacionados a la generación de residuos sólidos.
- TERCERA:** Se recomienda a los futuros investigadores, poner en práctica la interpretación y reconocimiento de las imágenes publicitarias, para medir continuamente los residuos sólidos en tiempo real y no intrusivas.
- CUARTA:** Se recomienda aplicar más programas computacionales alternos para proponer más alternativas de solución a los problemas de gestión ambiental de los residuos sólidos en las diferentes empresas industriales y municipales.



REFERENCIAS

- Abbasi, M., & El Hanandeh, A. (2016). Forecasting municipal solid waste generation using artificial intelligence modelling approaches. *ELSEVIER. Gestión de residuos*. Volumen 56. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2016.05.018>, 13-22.
- Abdallah, M., Talib, M. A., Feroz, S., Nasir, Q., Abdalla, H., & Mahfood, B. (2020). Artificial intelligence applications in solid waste management: A systematic research review. *ELSEVIER. Gestión de residuos*. Volumen 109. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2020.04.057>, 231-246.
- Abdel, H. I., & Mansour, M. S. (2018). Solid waste issue: Sources, composition, disposal, recycling, and valorization. *Revista egipcia del petróleo*. Volumen 27. Número 4. <https://doi.org/10.1016/j.ejpe.2018.07.003>, 1275-1290.
- Abu, H. A., Al Qaraleh, L., & Matarneh, S. (2024). Multi-criteria sustainability assessment of solid waste management in Jordan. *ELSEVIER. Revista de Gestión Ambiental*. Volumen 366. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.121929>, 1-13.
- Adedeji, O., & Wang, Z. (2019). Intelligent Waste Classification System Using Deep Learning Convolutional Neural Network. *ELSEVIER. Fabricación de Procedia*. Volumen 35. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.05.086>, 607-612.
- Adetunji, A. I., Oberholster, P. J., & Erasmus, M. (2023). From garbage to treasure: A review on biorefinery of organic solid wastes into valuable biobased products. *ELSEVIER. Informes de tecnología de recursos biológicos*. Volumen 24. <https://doi.org/10.1016/j.biteb.2023.101610>, 1-18.



- Adusei, K. K., Tsun Wai Ng, K., Karimi, N., Mahmud, T. S., & Doolittle, E. (2022). Modeling of municipal waste disposal behaviors related to meteorological seasons using recurrent neural network LSTM models. *ELSEVIER. Informática ecológica*. Volumen 72. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101925>, 1-12.
- Agudelo, G., Aignerren, M., & Ruiz Restrepo, J. (2018). Diseño de investigación experimental y no experimental. Centro de Estudios de Opinión de la Universidad de Antioquia. Número 18. <https://revistas.udea.edu.co/index.php/ceo/article/view/6545>, 1-46.
- Ahmad, M., Khan, R., Al-Zghoul, T. M., Khan, A., Hussain, A., Baarimah, A. O., & Adeel Arshad, M. (2024). Optimizing municipal solid waste management in urban Peshawar: A linear mathematical modeling and GIS approach for efficiency and sustainability. *ELSEVIER. Estudios de casos en ingeniería química y ambiental*. Volumen 9. <https://doi.org/10.1016/j.cscee.2024.100704>, 1-13.
- Andeobu, L., Wibowo, S., & Grandhi, S. (2022). Artificial intelligence applications for sustainable solid waste management practices in Australia: A systematic review. *ELSEVIER. Ciencia del medio ambiente total*. Volumen 834. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.155389>, 1-15.
- Arias, J., Villasís Keever, M. Á., & Miranda, M. G. (2016). El protocolo de investigación III: la población de estudio. *Revista Alergia México*. Volumen 63. Número 2. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=486755023011>, 201-206.
- Arteaga, C., Silva, J., & Yarasca Aybar, C. (2023). Solid waste management and urban environmental quality of public space in Chiclayo, Peru. *ELSEVIER*.



- Interacciones entre la ciudad y el medio ambiente. Volumen 20.
<https://doi.org/10.1016/j.cacint.2023.100112>, 1-16.
- Awasthi, P., Chataut, G., & Khatri, R. (2023). Solid waste composition and its management: A case study of Kirtipur Municipality-10. *Heliyon*. Volumen 9. Número 11. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e21360>, 1-10.
- Carrera, B., Bazin Mata, J., Luid Piñol, V., & Kim, K. (2023). Environmental sustainability: A machine learning approach for cost analysis in plastic recycling classification. *ELSEVIER. Recursos, Conservación y Reciclaje*. Volumen 197. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2023.107095>, 107-120.
- Chávarri, A. S., & Matos Chamorro, R. A. (2019). Caracterización de Residuos Sólidos Generados por el Área Administrativa de Tres Empresas en la Zona Industrial de San Juan de Miraflores. *Revista de investigación universitaria*. Volumen 1. Número1. <https://revistas.upeu.edu.pe/index.php/riu/article/view/689>, 52-58.
- Cuingnet, R., Ladegaillerie, Y., Jossent, J., Maitrot, A., Anglay, J. C., Richard, W., . . . Chenu, D. (2022). PortiK: A computer vision based solution for real-time automatic solid waste characterization – Application to an aluminium stream. *ELSEVIER. Gestión de residuos*. Volumen 150. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2022.05.021>, 267-279.
- Gundupalli, S. P., Hait, S., & Thakur, A. (2017). A review on automated sorting of source-separated municipal solid waste for recycling. *ELSEVIER. Gestión de residuos*. Volumen 60. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2016.09.015>, 56-74.
- Hannan, M. A., Arebey, M., Begum, R. A., Mustafa, A., & Basri, H. (2013). An automated solid waste bin level detection system using Gabor wavelet filters



- and multi-layer perception. ELSEVIER. Recursos, Conservación y Reciclaje. Volumen 72. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2012.12.002>, 33-42.
- Haris, K. F., Ahmad, A., Tole, S., Li Yi, C., Prasetya Murdaka, P., Isro Dwian, Y., . . . Beni, P. (2023). Indonesian Waste Database: Smart Mechatronics System. International Journal of Robotics and Control Systems. Volumen 3. Número 2. <https://doi.org/10.31763/ijrcs.v3i2.999>, 354-363.
- Herrera, M. G., Valiente Saldaña, Y. M., Garibay Castillo, J. V., & Herrera Cherres, S. (2023). Solid waste management in municipal management: Systemic review. Revista Arbitrada Interdisciplinaria Koinonía. Volumen 8. Número 16. <https://doi.org/10.35381/r.k.v8i16.2540>, 150-170.
- Ihsanullah, I., Alam, G., Jamal, A., & Shaik, F. (2022). Recent advances in applications of artificial intelligence in solid waste management: A review. ELSEVIER. Quimosfera. Volumen 309. Parte 1. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2022.136631>, 1-15.
- Jassim, M. S., Coskuner, G., Sultana, N., & Zakir Hossain, S. M. (2023). Forecasting domestic waste generation during successive COVID-19 lockdowns by Bidirectional LSTM super learner neural network. ELSEVIER. Computación blanda aplicada. Volumen 133. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109908>, 1-13.
- Knill, C. (2017). Introduction: cross-national policy convergence: concepts, approaches and explanatory factors. Revista de políticas públicas europeas. Volumen 12. Número 5. <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/13501760500161332>, 764-774.
- Lu, W. W., Chen, J., & Xue, F. (2022). Using computer vision to recognize composition of construction waste mixtures: A semantic segmentation



- approach. ELSEVIER. Recursos, Conservación y Reciclaje. Volumen 178.
<https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.106022>, 106-120.
- Magazzino, C., & Falcone, P. M. (2022). Assessing the relationship among waste generation, wealth, and GHG emissions in Switzerland: Some policy proposals for the optimization of the municipal solid waste in a circular economy perspective. ELSEVIER. Revista de Producción Más Limpia. Volumen 351. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131555>, 1-12.
- Montoya, A. F. (2012). Caracterización de Residuos Sólidos. Cuaderno ACTIVA. Número 4. <https://ojs.tdea.edu.co/index.php/cuadernoactiva/article/view/34/31>, 67-72.
- Moral, P., García Martín, Á., Escudero Viñolo, M., Martínez, J. M., Bescós, J., Peñuela, J., . . . Alvis, G. (2022). Towards automatic waste containers management in cities via computer vision: containers localization and geopositioning in city maps. ELSEVIER. Gestión de residuos. Volumen 152. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2022.08.007>, 59-68.
- Mucha, L. F., Chamorro Mejía, R., Oseda Lazo, M. E., & Alania Contreras, R. D. (2021). Evaluación de procedimientos empleados para determinar la población y muestra en trabajos de investigación de posgrado. Revista Científica de Ciencias Sociales y Humanidades. Volumen 12. Número 1. <https://doi.org/10.37711/desafios.2021.12.1.253>, 50-57.
- Nieto, N. T. (2018). Tipos de Investigación. Lima - Perú: Repositorio de la Universidad de Santo Domingo de Guzmán. <http://repositorio.usdg.edu.pe/bitstream/USDG/34/1/Tipos-de-Investigacion.pdf>.



- Njeru, J. (2016). The urban political ecology of plastic bag waste problem in Nairobi, Kenya. *ELSEVIER. Geoforo*. Volumen 37. Número 6. <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2006.03.003>, 1046-1058.
- Olawade, D. B., Fapohunda, O., Wada, O. Z., Usman, S. O., Ige, A. O., Ajisafe, O., & Oladapo, B. I. (2024). Smart waste management: A paradigm shift enabled by artificial intelligence. *ELSEVIER. Boletín de Gestión de Residuos*. Volumen 2. Número 2. <https://doi.org/10.1016/j.wmb.2024.05.001>, 244-263.
- Oyedotun, T. T., & Moonsammy, S. (2021). Linking national policies to beneficiaries: Geospatial and statistical focus to waste and sanitation planning. *ELSEVIER. Retos ambientales*. Volumen 4. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100142>, 1-8.
- Prajapati, P., Varjani, S., Rani Singhania, R., Kumar Patel, A., Kumar Awasthi, M., Sindhu, R., . . . Chaturvedi, P. (2021). Critical review on technological advancements for effective waste management of municipal solid waste — Updates and way forward. *ELSEVIER. Tecnología e innovación ambiental*. Volumen 23. , 1-15.
- Raven, E. (2014). La investigación cuantitativa, la investigación cualitativa y el investigador. *ARJÉ Revista de Postgrado FACE-UC*. Volumen 6. Número 15. <http://arje.bc.uc.edu.ve/arj15/art15.pdf>, 181-188.
- Salinas, E. Y., Anaconda Ortiz, J. D., Patiño Perdomo, O. F., & Millán Rojas, E. E. (2021). Desarrollo de un contenedor y clasificador automático de material reciclable como estrategia de economía circular en el contexto educativo. *Ingeniería y Desarrollo*. Volumen 31. Número 1. <https://doi.org/10.14482/inde.39.1.006.38> , 156-174.



- Solano, J. K. (2021). Propuesta metodológica basada en redes neuronales artificiales para la determinación de la gestión óptima de residuos sólidos urbanos: aplicación en las localidades de Suba y Engativá de la ciudad de Bogotá (Colombia). Valencia - España: Repositorio de la Universidad Politécnica de Valencia. <http://hdl.handle.net/10251/168119>.
- Tapia, M. O., Ruelas Mamani, D. E., Gómez Pineda, F. E., & Abarca Macedo, F. D. (2018). Estrategias comunicativas y su relación con la formación de hábitos del programa de segregación en la fuente y recolección selectiva de residuos sólidos de la Municipalidad Provincial de Puno. Comunicación. Volumen 9. Número 2. , 1-11.
- Thapaliya, A., Dangi, M. B., Boland, J. J., Rijal, K., & Adhikari, S. (2024). Solid waste characterization in the slum areas of Bagmati River—A case of Kathmandu, Nepal. ELSEVIER. Desarrollo ambiental. Volumen 52. <https://doi.org/10.1016/j.envdev.2024.101079>, 1-8.
- Togacar, M., Ergen, B., & Comert, Z. (2020). Waste classification using AutoEncoder network with integrated feature selection method in convolutional neural network models. ELSEVIER. Medición. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.107459>, 107-120.
- Toro, R., Petts, J., & Evans, J. (2010). The importance of context for effective public engagement: learning from the governance of waste. Revista de planificación y gestión ambiental. Volumen 53. Número 8. <https://doi.org/10.1080/09640568.2010.495503>, 991-1009.
- Trivedi, K., Marvaniya, K., Dobariya, P., Pathak, K. C., Patel, K., Sutariya, B., . . . Kushwaha, S. (2024). Assessment and characterization of solid and hazardous waste from inorganic chemical industry: Potential for energy



- recovery and environmental sustainability. *ELSEVIER. Revista de Gestión Ambiental*. Volumen 367. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.122036>, 1-15.
- Turner, K. R., Salmons, R., Powell, J., & Craighill, A. (2018). Green taxes, waste management and political economy. *ELSEVIER. Revista de Gestión Ambiental*. Volumen 53. Número 2. <https://doi.org/10.1006/jema.1998.0202>, 121-136.
- Vargas, Z. R. (2009). La investigación aplicada: una forma de conocer las realidades con evidencia científica. *Revista Educación*. Volumen 33. Número 1. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=44015082010>, 155-165.
- Varjani, S., Shah, A. V., Vyas, S., & Srivastava, V. K. (2021). Processes and prospects on valorizing solid waste for the production of valuable products employing bio-routes: A systematic review. *ELSEVIER. Quimosfera*. Volumen 282. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2021.130954>, 1-15.
- Vera, J. L., & Finol de Franco, M. (2020). Paradigmas, enfoques y métodos de investigación: análisis teórico. *Mundo Recursivo. Revista Científica*. Volumen 3, Número 1. <https://atlantic.edu.ec/ojs/index.php/mundor/article/view/38>, 1-24.
- Wei, M., Wei Chun, C., Chien Tsung, W., & Yu Hao, L. (2021). Recycling waste classification using optimized convolutional neural network. *ELSEVIER. Recursos, Conservación y Reciclaje*. Volumen 164., 105-118.



ANEXOS

Anexo 1: Matriz de consistencia

TEMA: CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA DE EL COLLAO PUNO 2021

AUTOR: Mgtr. HERACLIO MARIO MACHACA HUANCA

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	METODOLOGÍA	TECNICAS E INSTRUMENTOS
<p>INTERROGANTE GENERAL:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ ¿Cuál es el resultado de la caracterización automática de los residuos sólidos generados por las empresas industriales en la provincia de El Collao, Puno 2021? <p>INTERROGANTES ESPECÍFICAS:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ ¿Cómo se debe determinar de forma teórica y práctica la solución de problemáticas relacionados a la generación de residuos sólidos mediante la técnica de la inteligencia artificial? ✓ ¿Cómo se debe interpretar las imágenes publicitarias para reconocer las mediciones continuas de los residuos sólidos en tiempo real y no intrusivas? ✓ ¿Qué alternativas de solución se puede proponer mediante los enfoques computacionales alternos para resolver problemas de gestión ambiental de los residuos sólidos? 	<p>OBJETIVO GENERAL:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Determinar los resultados de la caracterización automática de los residuos sólidos generados por las empresas industriales en la provincia de El Collao, Puno 2021. <p>OBJETIVOS ESPECÍFICOS:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Determinar de forma teórica y práctica la solución de problemáticas relacionados a la generación de residuos sólidos. ✓ Interpretar las imágenes publicitarias para reconocer las mediciones continuas de los residuos sólidos en tiempo real y no intrusivas. ✓ Proponer alternativas de solución mediante los enfoques computacionales alternos para resolver problemas de gestión ambiental de los residuos sólidos. 	<p>HIPÓTESIS GENERAL:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Mediante una clasificación adecuada se puede determinar los resultados de la caracterización automática de los residuos sólidos generados por las empresas industriales en la provincia del Collao, Puno 2021. <p>HIPOTESIS ESPECÍFICAS:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Mediante una aplicación adecuada de la técnica de la inteligencia artificial se puede determinar de forma teórica y práctica la solución de problemáticas relacionados a la generación de residuos sólidos. ✓ Mediante una adecuada interpretación de las imágenes publicitarias se puede reconocer las mediciones continuas de los residuos sólidos en tiempo real y no intrusivas. ✓ Mediante una aplicación adecuada de los enfoques computacionales alternos se puede proponer alternativas de solución para resolver problemas de gestión ambiental de los residuos sólidos. 	<p>VARIABLE INDEPENDIENTE:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Generación de los residuos sólidos. <p>VARIABLE DEPENDIENTE:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Caracterización automática. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Características de los residuos sólidos. ✓ Aplicación de la inteligencia artificial. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ La detección del nivel de contenedores de los residuos sólidos. ✓ La predicción de los parámetros del proceso. ✓ Las rutas de los vehículos. ✓ La planificación de la gestión de residuos sólidos. ✓ Dominios de aplicación y parámetros de rendimiento informados. ✓ Anotaciones de imágenes. ✓ Aprendizaje automático. ✓ Plataformas de software utilizados. 	<p>TIPO:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Aplicativo. <p>NIVEL:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Explicativo y comparativo <p>MÉTODO:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Científico. <p>DISEÑO:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Experimental. 	<p>TECNICAS:</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Observación directa estructurada. ✓ Entrevista. ✓ Encuesta. <p>INSTRUMENTOS:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Equipos e insumos de laboratorio. • Kios de instrumentos para pruebas de campo. • Soluciones y reactivos estándar.

Anexo 2: Panel fotográfico

2.1. Selección y reciclaje de residuos sólidos por las empresas industriales



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

2.2. Generación y recolección de residuos sólidos



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

2.3. Ubicación de contenedores para la selección de residuos sólidos



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

2.4. Botadero de restos óseos de cabeza de ganado vacuno



Nota: Camal Municipal de la Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

2.5. Recolección de residuos sólidos en el sector salud



Nota: Complejo de atención integral de salud de la provincia El Collao, Puno (2021).

2.6. Recolección de residuos sólidos en el Hospital de llave



Nota: Hospital II-1 de la provincia El Collao, Puno (2021).

2.7. Adquisición de nuevos contenedores de residuos sólidos



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

2.8. Triciclos recolectores de residuos sólidos



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

2.9. Capacitación para la recolección y selección de residuos sólidos



Nota: Mercado Central de la provincia El Collao, Puno (2021).

2.10. Anotación de fotogramas de imagen incluido el contenedor



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

2.11. Anotación de imágenes para la selección de residuos sólidos



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).

2.12. Anotación de imágenes y audio para la selección de residuos sólidos



Nota: Municipalidad Provincial de El Collao, Puno (2021).



ANEXO 1
FORMULARIO DE AUTORIZACIÓN

AUTORIZACIÓN PARA LA INCORPORACIÓN DE LOS
TRABAJOS DE INVESTIGACIÓN
EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL UANCV

Formato digital

Fecha de entrega: _____

1. Datos del autor (es):

Nombres y Apellidos: HERACLIO MARIO MACHACA HUANCA
Dirección: JIRON MIRAFLORES N° 148
DNI/Carné de Extranjería/Pasaporte N°: _____
Teléfono: _____ email: _____
Nombres y Apellidos: _____
Dirección: _____
DNI/Carné de Extranjería/Pasaporte N°: 41456847
Teléfono: 989488267 email: inghmario@hotmail.com
Facultad y/o Escuela de Posgrado: DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERIA CIVIL AMBIENTAL
Escuela Profesional o Mención: _____
Título o Grado Académico a optar: DOCTOR EN CIENCIAS E INGENIERIA CIVIL AMBIENTAL
Asesor: DR. JUAN BENITES NORIEGA
Esta obra se encuentra dentro de las siguientes denominaciones:
Trabajo de Investigación Tesis Trabajo de Suficiencia Profesional Trabajo Académico
Título: CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS RESIDUOS SÓLIDOS
GENERADOS POR LAS EMPRESAS INDUSTRIALES EN LA PROVINCIA
DE EL COLLAO PUNO 2021
Palabras claves, (3 a 5 términos): CARACTERIZACIÓN AUTOMÁTICA GESTIÓN DE RESIDUOS
¿Esta obra se desarrolló en la UANCV ^{1, 2}?

¹ Indicar si su producción intelectual ha empleado recursos tales como, instalaciones, laboratorios, insumos, equipos, bases de datos, asesoría técnica por parte del personal de la UANCV, financiamiento, entré otros relacionados.
² Si su producción intelectual se desarrolló en la UANCV totalmente o parcialmente, deberá autorizar el depósito en el Repositorio de manera obligatoria.



2. Referencia de tesis:

- Bachiller
- Título
- 2da Especialidad
- Maestría
- Doctorado

3. Licencias:

a) Licencia estándar:

Bajo los siguientes términos, autorizo el depósito de mi tesis en el Repositorio Digital de la UANCV.

Con la autorización de depósito de mi producción Intelectual, otorgo a la Universidad Andina "Néstor Cáceres Velásquez" una licencia no exclusiva para reproducir, distribuir, comunicar al público, transformar (únicamente mediante su traducción a otros idiomas) y poner a disposición del público mi producción intelectual (incluido el resumen), en formato físico o digital, en cualquier medio, conocido o por conocerse, a través de los diversos servicios por la Universidad, creados o por crearse, tales como el Repositorio Digital de tesis UANCV, colección de producción intelectual, entre otros, en el Perú y en el extranjero por el tiempo y veces que considere necesarias, y libres de remuneraciones.

En virtud de dicha licencia, la Universidad Andina "Néstor Cáceres Velásquez" podrá reproducir mi producción intelectual en cualquier tipo de soporte y en más de un ejemplar, sin modificar su contenido, solo con propósitos de seguridad, respaldo y preservación.

Declaro que la producción intelectual es una creación de mi autoría y exclusiva titularidad, coautoría con titularidad compartida, y me encuentro facultado a conceder la presente licencia y, asimismo, garantizo que dicha producción intelectual no infringe derechos de autor de terceras personas.

La Universidad Andina "Néstor Cáceres Velásquez" consignará el nombre del y/o los autor(es) de la producción intelectual, y no le hará ninguna modificación más que la permitida en la licencia.

Autorizo su publicación (marque con una X)

- Sí, autorizo que se deposite inmediatamente.
- Sí, autorizo que se deposite a partir de la fecha (d/m/a): _____
- No autorizo.

b) Licencia CREATIVE COMMONS 4.0 INTERNACIONAL:

Si usted concede una licencia CREATIVE COMMONS sobre su producción intelectual, mantiene la titularidad de los derechos de autor de esta y, a la vez, permite que otras personas puedan reproducirla, comunicarla al público y distribuir ejemplares de esta, bajo las condiciones siguientes:

¿Quiere permitir usos comerciales de su producción intelectual?

Sí: significa que usted permite la reproducción, distribución y comunicación pública de la producción intelectual incluso con fines comerciales.

No: significa que usted permite la reproducción, y comunicación pública de la producción intelectual, pero sin fines comerciales.

- Sí autorizo
- No autorizo



Jurisdicción de su Licencia

Todas las licencias CREATIVE COMMONS son de ámbito mundial, sin embargo, usted puede elegir entre la opción "internacional" o una adaptada a su jurisdicción, como para el caso peruano.

La opción "internacional" emplea el lenguaje y la terminología de los tratados internacionales; en cambio, la adaptada a su jurisdicción, recoge las particularidades de la legislación peruana.

En consecuencia, la opción "internacional" goza de una mayor eficacia a nivel mundial, gracias a que tiene jurisdicción neutral. Mientras que la opción adaptada a la jurisdicción del Perú goza de una mayor eficacia ante los tribunales peruanos.

- Internacional
- Nacional

Línea de investigación: CONTAMINACIÓN Y CALIDAD AMBIENTAL-P67

Firma de Autor



huella digital

30 DE ABRIL DEL 2025

Fecha

