

Diseño e implementación de un modelo computacional dinámico para evaluar el impacto ambiental de los residuos plásticos durante la emergencia sanitaria debida al COVID-19

David Felipe Rojas Casadiego y Nicolas Galvan Alvarez

Trabajo de Grado para optar al título de Ingenieros de Sistemas

Director

David Romo Bucheli, PhD

Doctorado en Ingeniería Eléctrica

Codirector

Viatcheslav Victorovich Kafarov, PhD

Doctorado en Ciencias Técnicas

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas

Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática

Bucaramanga

2022

### **Dedicatoria**

*A mi padre Felix Augusto que está en el cielo y fue una inspiración para mí a la hora de escoger esta carrera, siendo egresado de la Escuela de Ingeniería de Sistemas en nuestra alma máter UIS; a mi madre Claudia Ximena, a la que agradezco por todo el amor, enseñanzas y apoyo incondicional que siempre me ha brindado; y a mi hermano Felix Samuel, por ser mi fiel compañero a lo largo de esta aventura.*

*A mi abuela Clara Inés, la cual ha sido uno de mis motores en el transcurso de mi carrera.*

*A mis demás familiares por todo su cariño y consejos, los cuales he tenido muy en cuenta y me han mejorado como profesional.*

*A todos mis compañeros por haber sido de gran ayuda durante este proceso, y sobretodo a Nicolás con el que he compartido mi amistad y el desarrollo de este proyecto durante este último año y medio.*

**David Felipe Rojas Casadiego**

### **Dedicatoria**

*A mi madre Elsa y a mi padre Edgar, a quienes amo y agradezco el amor y apoyo incondicional que siempre me han brindado y que hicieron posible este logro.*

*A mis demás familiares por sus bendiciones y su cariño.*

*A todos mis compañeros por hacer de estos cinco años una grata experiencia y en especial a David, con quien además de ser mi amigo y compañero durante toda la carrera, he compartido el desarrollo de este proyecto durante este último año y medio.*

**Nicolas Galvan Alvarez**

### **Agradecimientos**

A nuestro director David Romo, por el excelente acompañamiento en nuestra formación, por su dedicación, paciencia y su aporte significativo, siendo nuestro guía para el desarrollo de este proyecto.

A nuestro codirector el Doctor Kafarov por el acompañamiento, consejos y permitirnos formar parte de su grupo de investigación.

A los integrantes del grupo CIDES, en especial a Andrés y Lynda que contribuyeron en nuestra formación académica e investigativa.

**Tabla de Contenido**

<b>INTRODUCCIÓN</b>	<b>17</b>
<b>1. PLANTEAMIENTO Y JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA</b>	<b>20</b>
<b>2. OBJETIVOS</b>	<b>22</b>
2.1. OBJETIVO GENERAL	22
2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	22
<b>3. MARCO TEÓRICO</b>	<b>24</b>
3.1. CICLO DE VIDA DEL PLÁSTICO	24
3.1.1. ANÁLISIS DEL CICLO DE VIDA (METODOLOGÍA LCA)	24
3.1.2. TRATAMIENTO DE LOS RESIDUOS PLÁSTICOS	26
3.1.3. MÉTRICAS DE IMPACTO AMBIENTAL DEL PLÁSTICO	29
3.2. GESTIÓN DE RESIDUOS DURANTE LA PANDEMIA COVID-19	35
3.3. MODELOS DINÁMICOS PARA EVALUAR LA GESTIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS	41
<b>4. MODELO DE SIMULACIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS</b>	<b>49</b>
4.1. CONTEXTO	50
4.2. MÉTODOS	53

4.2.1. MODELO GRU PARA LA DINÁMICA DE PROPAGACIÓN DEL COVID-19	54
4.2.2. MODELO DE GENERACIÓN DE RESIDUOS	55
4.2.3. MÉTRICAS DE DESEMPEÑO DE LOS MODELOS PREDICTIVOS	56
4.2.4. MODELO DE GESTIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS E IMPACTO AMBIENTAL	57
4.2.4.1. MÉTRICAS DE IMPACTO AMBIENTAL	57
4.2.4.2. ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS	59
4.3. MATERIALES	60
4.3.1. DATASET DEL COVID-19 PARA EL AMB	60
4.3.2. RESIDUOS TOTALES Y RECICLABLES EN EL AMB	61
4.4. RESULTADOS	63
4.4.1. RESULTADOS PARA LA DINÁMICA DE PROPAGACIÓN COVID-19	63
4.4.2. RESULTADOS PARA LA GENERACIÓN DE RESIDUOS EN EL AMB	65
4.4.3. ESTIMACIÓN DEL IMPACTO AMBIENTAL	67
4.5. DISCUSIÓN	70
<b>5. SIMULACIÓN PARA ESTIMAR LA GENERACIÓN DE RESIDUOS BIOMÉDICO-</b>	
<b>    COS</b>	<b>72</b>
5.1. CONTEXTO	72
5.2. MATERIALES	73
5.2.1. DATASET CON DATOS DE MOVILIDAD DURANTE LA PANDEMIA	73
5.2.2. DATASET COVID-19 Y RESIDUOS BIOMÉDICOS EN REGIONES DE LA INDIA	74

5.2.3. DATASET COVID-19 Y RESIDUOS BIOMÉDICOS EN EL ÁREA METROPO- LITANA DE BUCARAMANGA	75
5.2.4. MÉTODOS	75
5.2.4.1. ANÁLISIS PRELIMINAR: REGRESIÓN LINEAL	76
5.2.4.2. MODELO XGBOOST	76
5.2.4.3. MODELO LSTM	77
5.2.4.4. MODELO SEIR-D	79
5.2.5. MÉTRICAS DE DESEMPEÑO DE LOS MODELOS PREDICTIVOS	81
5.3. RESULTADOS	81
5.3.1. RESULTADOS ANÁLISIS PRELIMINAR	81
5.3.2. RESULTADOS MODELOS PREDICTIVOS MULTIVARIABLES	82
5.3.3. MODELO INTEGRADO SEIR-D	85
5.4. CONSIDERACIONES FINALES	87
<b>6. CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS</b>	<b>89</b>
<b>Referencias Bibliográficas</b>	<b>91</b>
<b>Apéndices</b>	<b>98</b>

### Lista de Figuras

Figura 1.	Información general del tratamiento de residuos plásticos.	27
Figura 2.	Huella de plástico: tres etapas principales del modelado: 1) indicadores de uso de plástico, residuos y circularidad, 2) indicadores de fugas de plástico y 3) indicadores de impacto.	30
Figura 3.	Emisiones de gases de efecto invernadero debido a la producción del plástico bajo el escenario del actual uso energético en 2050.	32
Figura 4.	Reporte histórico de toneladas de residuos en Colombia y Bogotá.	38
Figura 5.	Reporte de toneladas de residuos para el año 2020 en Colombia y Bogotá.	39
Figura 6.	Esperanza de vida del SARS-CoV-2 en el entorno.	41
Figura 7.	Red logística inversa para la gestión efectiva de residuos sanitarios en un brote de pandemia.	46
Figura 8.	Variación por tipo de material de desecho recolectado en Colombia entre 2019 y 2020.	51
Figura 9.	Comparación de los residuos plásticos recolectados en 2019 frente a 2020 en Colombia.	52

- Figura 10. Diagrama esquemático del modelo propuesto. La estimación de los residuos plásticos generados durante la pandemia COVID-19 se basa en un modelo GRU asociado a la dinámica de la emergencia sanitaria y un modelo de generación de residuos plásticos. 54
- Figura 11. Reporte de la distribución del tipo de plástico en Colombia. 58
- Figura 12. Datos filtrados de los casos confirmados de COVID-19 en el AMB con una ventana móvil de 7 días. Los datos corresponden a los casos de abril de 2020 a enero de 2021 en el AMB, que incluyen datos de 4 municipios diferentes extraídos del Instituto Nacional de Salud de Colombia. 61
- Figura 13. Kg totales de residuos generadas al mes en los municipios que componen el AMB. 62
- Figura 14. Cantidad estimada de residuos de plástico generados por mes para el AMB. 63
- Figura 15. Predicción casos COVID-19 - Entrenamiento 64
- Figura 16. Predicción casos COVID-19 - Evaluación 65
- Figura 17. Simulación de generación de residuos en el AMB 66
- Figura 18. Simulación de generación de residuos plásticos en el AMB 67
- Figura 19. Comparación de la generación de  $CO_2$  en base a la estrategia de gestión de residuos. 70
- Figura 20. Diagrama del modelo implementado. 76

- Figura 21. Diagrama con las entradas y salidas del modelo XGBoost. Éste modelo hace predicciones de  $x$  días teniendo únicamente en cuenta las variables de entrada de dichos  $x$  días. 77
- Figura 22. Diagrama con las entradas y salidas del modelo LSTM. Las capas de la red cuentan con un componente de realimentación, las cuales toman en cuenta lo predicho anteriormente para realizar una nueva predicción. 79
- Figura 23. Resultados del modelo de regresión lineal, que involucra las variables de entrada y salida utilizadas en los modelos posteriores. 82
- Figura 24. Importancia de las variables de entrada en la predicción de los residuos biomédicos usando el modelo XGBoost. 83
- Figura 25. Resultados del modelo XGBoost para el AMB. 85
- Figura 26. Resultados del modelo LSTM para el AMB. 85
- Figura 27. Predicciones del modelo SEIRD para los casos confirmados de COVID-19 en el AMB. 86
- Figura 28. Predicciones del modelo SEIRD para las muertes confirmadas de COVID-19 en el AMB. 86
- Figura 29. Resultados del modelo LSTM para los tres escenarios COVID-19 definidos en el Área metropolitana de Bucaramanga. 87

### Lista de Tablas

Tabla 1.	Estimación de las emisiones anuales de gases de efecto invernadero de las cadenas de valor de los plásticos en la Unión Europea y en el mundo.	34
Tabla 2.	Factores de emisión de los residuos plásticos.	35
Tabla 3.	Factores de emisión de los residuos plásticos.	58
Tabla 4.	Emisiones netas de los plásticos dependiendo de la gestión de residuos (MTCO <sub>2</sub> E/Short Ton).	59
Tabla 5.	Resultados del modelo GRU en diferentes ventanas temporales	64
Tabla 6.	Factores de emisión (en toneladas) calculados para el escenario con COVID.	68
Tabla 7.	Factores de emisión (en toneladas) calculados para el escenario sin COVID.	69
Tabla 8.	Emisiones de CO <sub>2</sub> (en toneladas) calculadas dependiendo de la estrategia de gestión.	69
Tabla 9.	Parámetros definidos para los escenarios	81
Tabla 10.	Resultados de la métrica MSE para los modelos LSTM.	84

**Lista de Apéndices**

	<b>pág.</b>
Apéndice A. Datos históricos asociados a la gestión de residuos plásticos y al impacto de la pandemia en la salud pública	98
Apéndice B. Productos de investigación	100

## Glosario

**COVID-19** es la enfermedad causada por un nuevo coronavirus llamado SARS-CoV-2. La OMS tuvo conocimiento de este nuevo virus por primera vez el 31 de diciembre de 2019, tras la notificación de un grupo de casos de “neumonía vírica” en Wuhan (República Popular China).

**GRU** las redes GRU (sus siglas por su nombre en inglés “Gated Recurrent Unit”) son un tipo de red neuronal recurrente la cual presenta un mejor rendimiento en conjuntos de datos más pequeños, y contiene dos puertas que controlan el modo en que la información fluye dentro o fuera de la unidad: puerta de actualización y puerta de reajuste.

**LCA** la evaluación del ciclo de vida (LCA por su nombre en inglés “Life cycle analysis”) es un proceso de evaluación de los efectos que un producto tiene sobre el medio ambiente a lo largo de toda su vida útil, aumentando así la eficiencia en el uso de los recursos y disminuyendo su impacto.

**LSTM** las redes LSTM (sus siglas por su nombre en inglés “Long short-term memory”), es un tipo de red neuronal recurrente más robusta que cuenta con memoria de largo plazo y tres puertas que controlan la información: puerta de entrada, puerta de olvido y puerta de salida.

**Modelo** representa las características o comportamientos clave de un determinado sistema o proceso.

**Modelo dinámico** constituye una descripción, generalmente matemática, del comportamiento di-

námico un sistema.

**Residuos biomédicos** residuo producido durante el diagnóstico, el tratamiento o la inmunización de actividades de investigación humana, animal, en la producción o ensayo de productos biológicos o en los campos de salud.

**Redes Neuronales Recurrentes** las Redes Neuronales Recurrentes (RNN por su nombre en inglés “Recurrent Neural Network”) son un tipo de red neuronal artificial especializada en procesar datos secuenciales o series temporales cuya arquitectura permite que la red obtenga memoria artificial, y ayuda a realizar predicciones de lo que sucederá en un futuro a partir de datos históricos.

**SEIR** los modelos SEIR son modelos matemáticos de la propagación de una enfermedad infecciosa. Cada individuo de una población se encuentra en uno de los cuatro estados: susceptible (S) a la enfermedad, expuesto (E) a la enfermedad, infectado (I) por la enfermedad o recuperado (R).

**SEIR-D** los modelos SEIRD son modelos matemáticos de la propagación de una enfermedad infecciosa. Cada individuo de una población se encuentra en uno de los cinco estados: susceptible (S) a la enfermedad, expuesto (E) a la enfermedad, infectado (I) por la enfermedad, recuperado (R) o muerto (D) por la enfermedad.

**Simulación** es la imitación del funcionamiento de un proceso o sistema del mundo real a lo largo del tiempo, usando herramientas computacionales. Estas requieren del uso de modelos, y representan la evolución de dicho modelo a través del tiempo.

## Resumen

**Título:** Diseño e implementación de un modelo computacional dinámico para evaluar el impacto ambiental de los residuos plásticos durante la emergencia sanitaria debida al COVID-19 \*

**Autores:** David Felipe Rojas Casadiego y Nicolas Galvan Alvarez \*\*

**Palabras Clave:** residuos plásticos, modelo dinámico, simulación, COVID-19, impacto ambiental, indicadores de carga ambiental.

**Descripción:** El manejo de los residuos plásticos, un tema fundamental para la preservación del medio ambiente, se ha visto gravemente afectado por la pandemia del COVID-19. Ésta ha dejado en un segundo plano dicha problemática y la ha empeorado, debido al aumento del uso del plástico en elementos de protección personal, plásticos de un solo uso para evitar la propagación del virus, demanda de la venta de verduras y alimentos empacados en plástico, entre otros.

Por otro lado, las ciudades de países en vías de desarrollo cuentan con métodos anticuados de gestión de los residuos plásticos. Por lo tanto es necesario desarrollar modelos dinámicos que permitan determinar el impacto de la pandemia COVID-19 en dicha gestión, para informar la toma de decisiones para la gestión adecuada de residuos plásticos.

El propósito de este proyecto es modelar el impacto que tiene la situación de emergencia debida al COVID-19 en la gestión de residuos plásticos, de tal manera que se pueda evaluar la huella de residuos plásticos y analizar diversas estrategias de gestión durante diferentes escenarios asociados a esta emergencia sanitaria.

---

\* Trabajo de grado

\*\* Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería de Sistemas e Informática. Director: David Romo Bucheli, Doctorado en Ingeniería Eléctrica. Codirector: Viatcheslav Victorovich Kafarov, Doctorado en Ciencias Técnicas.

### Abstract

**Title:** Design and implementation of a computational dynamic model to evaluate the environmental impact generated by plastic waste during the sanitary emergency due to COVID-19 \*

**Author:** David Felipe Rojas Casadiego & Nicolas Galvan Alvarez \*\*

**Keywords:** plastic waste, dynamic model, simulation, COVID-19, environmental impact, environmental burdens indicators.

**Description:** The management of plastic waste, a fundamental issue for the preservation of the environment, has been seriously affected by the COVID-19 pandemic. The pandemic has left this problem in the background and has worsened it, due to the increased use of plastic in personal protection items, single-use plastics to prevent the spread of the virus, demand for the sale of vegetables and food packaged in plastic, among others.

On the other hand, cities in developing countries have outdated methods of plastic waste management, therefore it is necessary to develop dynamic models to determine the impact of the COVID-19 pandemic on such management, to inform decision making about strategies for proper waste management.

The purpose of this project is to model the impact of COVID-19 related plastic waste so that based on various indicators of resource generation and management, the environmental impact of the plastic waste footprint can be simulated and various management strategies can be analyzed.

---

\* Bachelor Thesis

\*\* Faculty of Physics-Mechanics Engineering. School of Systems Engineering and Informatics. Advisor: David Romo Bucheli, Ph.D. in electrical engineering. Co-advisor: Viatcheslav Victorovich Kafarov, Ph.D. in technical sciences.

## INTRODUCCIÓN

Durante las últimas cuatro décadas la producción global de plásticos se ha cuadruplicado. En 2017 dicha producción fue estimada en 438 millones de toneladas (Mt) y compuesta de 348 Mt de resinas poliméricas, 62 Mt de fibras de polímero, y 27 Mt de aditivos. Entre 1950 y 2017, la tasa compuesta de crecimiento anual (CAGR) de la producción total de plásticos fue del 8,3 %, y la producción total acumulada de plásticos primarios entre 1950 y 2017 se estima en 9.2 mil millones de toneladas (Geyer, 2020). La mitad de esta producción acumulada total ocurrió después de 2004. En otras palabras, la mitad de todo el plástico fabricado por la humanidad se produjo en los últimos 13 años. En la actualidad, la producción de resina y fibra plástica está dominada por China y el resto de Asia. El desglose regional de la producción de resina en 2017 fue China 29 %, resto de Asia 21 %, Europa 19 %, NAFTA 18 % y resto del mundo 13 % (Geyer, 2020). Si se continúa a ese ritmo, las emisiones de gases de efecto invernadero (GHG) por parte de plásticos alcanzarían el 15 % del presupuesto global del carbono para 2050 (Zheng y Suh, 2019).

Latinoamérica y la región Caribe (LAC) únicamente contribuyen al 4 % de la producción mundial de plásticos vírgenes, y se sitúa como la cuarta región con mayor cantidad de consumo de plásticos con un 8 % y genera el 11 % de los residuos municipales del mundo (Brooks et al., 2020). Así, esta región constituye una parte considerable de la carga ambiental mundial. Adicionalmente, esta carga se potencia en la región debido a los sistemas de administración deficientes y a la falta de conocimiento e investigación del impacto de los residuos plásticos en la región de LAC (Kutralam-Muniasamy et al., 2020). Además, el reciclaje de los residuos en general Latinoamérica y la región

Caribe tiene el promedio reportado mas bajo, con solo un 4,5 % (Brooks et al., 2020). En particular, Colombia es un agente importante en esta problemática siendo el cuarto país productor de residuos plásticos de LAC (Brooks et al., 2020), consumiendo 24 kg per cápita, lo que implica un volumen anual de consumo en plásticos de 1.250.000 toneladas. El 56 % de dichos plásticos corresponden a plásticos de un solo uso tales como empaques, embalajes, PETs, etc (de Medio Ambiente y Salud Pública , MASP).

Por otro lado, la pandemia del COVID-19 ha agudizado la problemática del manejo de los residuos plásticos. Esto ha sucedido debido al aumento del uso del plástico en elementos de protección personal, plásticos de un solo uso para evitar la propagación del virus, demanda de la venta de verduras y comida empacada en plástico, entre otros (Klemeš et al., 2020). En consecuencia, varios ambientalistas y personas que generalmente tenían un excelente manejo de residuos en condiciones “normales”, se han visto obligados a emplear estos productos y elementos de protección personal para el manejo adecuado y protección frente a la pandemia. Esta afectación se ha observado en varias regiones a nivel mundial. Un ejemplo son las estimaciones dadas por la Asociación de Residuos Sólidos de Norteamérica (SWANA) que a finales de abril de 2020 mostraron que el volumen de residuos residenciales en los Estados Unidos alcanzó un pico nacional de aproximadamente un 20,00 % más alto de lo normal, y que en algunas localidades experimentaron un aumento de más del 30,00 % (Kulkarni y Anantharama, 2020). También, según los comunicados de prensa del 11 de marzo de 2020 del mecanismo conjunto de prevención y control del Consejo de Estado en China, la generación de residuos médicos (infecciosos y no infecciosos) aumentó considerablemente (+370,00 %) en la provincia de Hubei, con una elevada proporción de plásticos. Del 20 de

enero al 31 de marzo, los residuos médicos acumulados en toda China se estimaron en 207 kt, y en Wuhan los residuos médicos pasaron de un nivel normal de 40 t/d a un pico de 240 t/d, superando la capacidad máxima de incineración en esa ciudad de 49 t/d (Klemeš et al., 2020). Debido a esto, la Organización Mundial de la Salud (OMS) ha formulado guías para la eliminación de residuos sanitarios infecciosos y no infecciosos durante el brote de COVID-19 (WHO, 2020): la proporción de residuos no infecciosos, que representa más del 80% de la cantidad total de residuos sanitarios generados, debe recogerse y eliminarse como residuos municipales.

Aunque este aumento es inevitable, es necesario que los esfuerzos de protección ambiental y en la salud humana sean sostenibles, manteniendo una visión holística de lo que el mal manejo de estos puede afectar al cambio climático y al desarrollo sostenible en las ciudades. En particular, es necesario desarrollar y utilizar plenamente las métricas de carga ambiental (huella de residuos plásticos) para facilitar el diseño de los sistemas de tratamiento de residuos y la comparación de alternativas (incineración, incineración con recuperación de energía, pirólisis, gasificación, recirculación, reúso, etc.) (Kulkarni y Anantharama, 2020).

Una estrategia para resolver este drástico incremento en la generación de desechos sanitarios durante la pandemia, es el diseño de red logística inversa para la gestión efectiva de dichos residuos (Yu et al., 2020). El objetivo de esta red logística inversa es optimizar las decisiones para establecer instalaciones temporales de gestión de residuos y estrategias de transporte en diferentes periodos. De esta manera, se amplía la capacidad para gestionar el incremento de residuos sanitarios en un breve periodo de tiempo y se reduce el riesgo de contagio de la recolección, transporte, tratamiento de residuos médicos y peligros biológicos. Este modelo se centra en las decisiones a

corto plazo e ilustra su aplicación en el mundo real mediante un caso de estudio en la ciudad de Wuhan, epicentro de la pandemia COVID-19.

El presente proyecto pretende realizar dos contribuciones, la primera es un modelo de predicción de la generación de residuos plásticos que permita optimizar la gestión de los mismos durante situaciones críticas como la pandemia COVID-19, teniendo en cuenta el aumento de la demanda, riesgo de infección, análisis del ciclo de vida (LCA) y que logre estimar el impacto generado por los residuos plásticos (en términos de indicadores de carga ambiental), este modelo es detallado a profundidad en la sección 4. La segunda contribución es un modelo que mediante la integración de un modelo epidemiológico y redes neuronales permita la predicción de la generación de residuos biomédicos en tres escenarios de dinámica COVID (pesimista, neutral y optimista), este modelo es detallado a profundidad en la sección 5.

## **1. PLANTEAMIENTO Y JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA**

En la actualidad uno de los problemas más alarmantes y de gran discusión a nivel global es la contaminación ocasionada por los plásticos y sus derivados. Estos residuos pueden crear una crisis ambiental a largo plazo, sino reciben una gestión adecuada. Este problema ha sido ampliamente estudiado en países desarrollados, por lo que existe una cantidad importante de estudios y datos provenientes de países europeos y Estados Unidos. En otras regiones del mundo, el estudio de esta temática esta rezagada. Particularmente, en América Latina es evidente que los métodos de gestión de los residuos son cada vez más obsoletos. Este escenario ubica a la región ante un riesgo de crisis ambiental dada la creciente generación de residuos plásticos. Disminuir dicho riesgo, implica la apropiación de esta temática a nivel regional.

Como evidencia de lo anterior, Colombia y en particular el Área Metropolitana de Bucaramanga (AMB) cuentan con pocas estrategias para minimizar el impacto de estos residuos plásticos. Por ejemplo, en el caso del AMB, el plan de acción para el año 2021 únicamente planteaba dos actividades relacionadas con la gestión de residuos: realizar acompañamiento técnico al grupo coordinador del Plan de Gestión Integral de Residuos Sólidos (PGIRS) de los municipios del AMB y consolidar la versión preliminar del Plan de Gestión Integral de Residuos Sólidos Metropolitano (Área Metropolitana de Bucaramanga, 2021).

En resumen, hace falta determinar las consecuencias de la pandemia COVID-19 en esta gestión, para así evitar un mal manejo de los residuos que podrían profundizar esta problemática. Tal como asegura Klemes et al. (Klemeš et al., 2020) en su estudio: “Hay que desarrollar y ajustar continuamente los planes de contingencia para el futuro del plástico y la gestión de sus residuos en diversas situaciones críticas”.

El propósito de este proyecto es desarrollar un modelo que permita optimizar la gestión de los residuos plásticos durante situaciones críticas como la pandemia COVID-19, teniendo en cuenta el aumento de la demanda, riesgo de infección y análisis del ciclo de vida (LCA) de los residuos plásticos. Igualmente, el estudio espera obtener un modelo que logre estimar el impacto generado por los residuos plásticos (en términos de indicadores de carga ambiental) teniendo en cuenta diferentes escenarios del desarrollo de la pandemia.

## 2. OBJETIVOS

### 2.1. OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un modelo computacional dinámico para evaluar el impacto ambiental de la gestión de los residuos plásticos en escenarios pesimista, neutral y optimista del desarrollo de la emergencia sanitaria debida al COVID-19.

### 2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Recolectar y analizar datos históricos asociados a la gestión de residuos plásticos y al impacto de la pandemia en la salud pública;
- Identificar y seleccionar indicadores de impacto ambiental del manejo de residuos plásticos que permitan evaluar la gestión de estos residuos;
- Formular e implementar un modelo dinámico de la gestión de los residuos plásticos que incorpore variables asociadas a la salud pública afectadas durante la emergencia sanitaria debida al COVID-19;
- Evaluar la capacidad de predicción del modelo dinámico;
- Establecer diferentes escenarios de desarrollo de la pandemia (pesimista, neutral y optimista) y simular el impacto ambiental de la gestión de residuos plásticos usando el modelo propuesto;

- Analizar los resultados de la simulación y cuantificar el impacto ambiental al aplicar diferentes estrategias de gestión de residuos.

### 3. MARCO TEÓRICO

En este capítulo se presentarán diversos conceptos útiles para entender el problema de la gestión de residuos plásticos y su impacto ambiental. Durante las últimas cuatro décadas, la producción global de plásticos se ha cuadruplicado (Zheng y Suh, 2019), por lo que es necesario identificar estrategias efectivas para la gestión de estos residuos y así evitar una catástrofe medioambiental en el futuro. Para lograr este objetivo, el análisis del ciclo de vida del plástico es clave, pues permite evaluar el impacto ambiental de los plásticos. Adicionalmente, la gestión de residuos durante la pandemia COVID-19 se ha visto afectada debido al fuerte incremento del consumo de plástico. La cuantificación y caracterización de esa afectación no es tarea sencilla, y una revisión de la literatura disponible nos permitirá orientar el diseño de modelos dinámicos. Finalmente, los diversos modelos dinámicos relacionados con la evaluación de la gestión de residuos plásticos se constituyen en el trabajo previo de esta propuesta.

#### 3.1. CICLO DE VIDA DEL PLÁSTICO

En esta sección se describirán brevemente conceptos relacionados con el ciclo de vida del plástico y su análisis.

**3.1.1. ANÁLISIS DEL CICLO DE VIDA (METODOLOGÍA LCA).** La evaluación del ciclo de vida (LCA por sus siglas en inglés) es un enfoque reconocido internacionalmente que evalúa los posibles impactos ambientales en la salud humana, asociados con los productos y servicios a lo largo de su ciclo de vida, comenzando con la extracción de materias primas e incluyendo

el transporte, la producción, el uso y el tratamiento al final de la vida (Nuraiti Tengku Izhar y Voon May, 2020). Entre otras aplicaciones, el LCA puede identificar oportunidades para mejorar el desempeño ambiental de los productos en varios puntos de su ciclo de vida, informar la toma de decisiones y apoyar los esfuerzos de marketing y comunicación.

LCA es una metodología definida por las normas ISO (ISO, 2006) y una herramienta útil para comprender los impactos ambientales de los procesos de producción y la comparación de impactos ambientales entre diferentes productos. El LCA se basa en cuatro etapas iterativas e interconectadas: 1) objetivo y alcance, 2) inventario del ciclo de vida, 3) evaluación del impacto del ciclo de vida, 4) interpretación, según se define en las normas ISO 14040/44.

En un estudio realizado por Izhar et al. (Nuraiti Tengku Izhar y Voon May, 2020), se tuvieron en cuenta las siguientes etapas para el ciclo de vida del plástico en forma de empaque:

- 1. Producción del polímero con materias primas.
- 2. Fabricación del paquete con el polímero.
- 3. Distribución y transporte hacia el sitio de uso.
- 4. Tratamientos en su etapa final de vida.

La energía incorporada en el plástico se puede recuperar mediante el reciclaje primario y mecánico, la recuperación de energía y posiblemente el reciclaje químico (despolimerización). Se puede evitar la energía requerida para la extracción, refinación, producción de nafta y olefinas, así como la polimerización. Esta energía se pierde cuando el material termina en vertederos o

como un contaminante plástico sólido en el medio ambiente, en contra del concepto de Economía Circular (Fan YV y B., 2020).

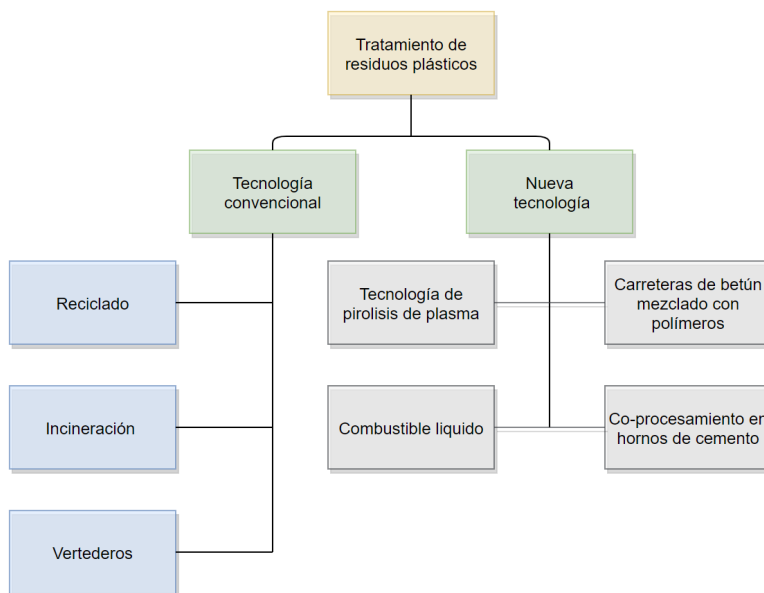
En una extensa revisión (Walker y Rothman, 2020), se compararon los resultados de los estudios publicados de análisis del ciclo de vida de 50 polímeros de base biológica y 39 polímeros de base fósil. Los autores concluyen que la energía incorporada en los residuos plásticos puede recuperarse si se gestiona adecuadamente.

**3.1.2. TRATAMIENTO DE LOS RESIDUOS PLÁSTICOS.** Este proceso tiene como propósito minimizar el nivel de polución provocado por los plásticos bien sea mediante su reutilización o eliminación. El tratamiento de residuos plásticos incrementa la efectividad de los procesos y permite conservar y/o generar más energía.

Actualmente se puede resumir el manejo de los residuos plásticos en dos grupos: la tecnología convencional y la nueva tecnología (Ver Figura 1).

**Figura 1**

*Información general del tratamiento de residuos plásticos.*



*Nota.* Tomado de *A Review of Plastic Waste Management Strategies* por Javeriya y Govind (Javeriya y Govind, 2013).

**Vertederos:** son considerados un método tradicional de tratamiento de residuos, se ven limitados de acuerdo al espacio disponible para almacenar residuos y son altamente ineficientes en términos de sostenibilidad debido a que usualmente los residuos que allí se almacenan no son reutilizados, sino que estos desechos siguen un ciclo de vida lineal.

**Incineración:** Este proceso debe hacerse cuidadosamente ya que puede provocar la liberación de gases nocivos, por ejemplo, los aditivos halogenados y el PVC están presentes en los residuos plásticos que llevan a la amenaza de dioxinas, furanos y otros bifenilos policlorados. El tratamiento de estos gases es mas costoso que la energía recuperada, por lo cual este método de tratamiento de plásticos es usualmente inconveniente. (Javeriya y Govind, 2013)

**Carreteras de betún mezclado con polímeros:** En India se está implementando de una manera satisfactoria la construcción de carreteras a partir de los residuos plásticos, el cual mezcla betún junto con ciertos polímeros y permite el reuso de estos desechos (Javeriya y Govind, 2013).

**Coprocesamiento de residuos plásticos en hornos de cemento:** El plástico está constituido por derivados químicos del petróleo, característica que lo convierte en una alternativa de los combustibles fósiles, permitiendo así la utilización de los residuos plásticos en el proceso de combustión en los hornos de cemento para la recuperación de energía. Además, debido a las altas temperaturas de estos hornos, es posible disponer de plásticos contaminados con químicos tóxicos como pesticidas y otros materiales peligrosos sin el riesgo de aumentar emisiones en el ambiente.

**Tecnología de Plasma Pirólisis:** Es un proceso de tratamiento de residuos plásticos que utiliza temperaturas extremadamente altas en un ambiente carente de oxígeno para convertir los desechos plásticos en sus elementos constituyentes. En la plasma pirólisis, inicialmente los desechos plásticos se introducen en la primera cámara a 850°C. El material desecho se disocia en monóxido de carbono, hidrógeno, metano, hidrocarburos superiores, etc. El ventilador inducido drena los gases de pirólisis y desechos plásticos en la segunda cámara en donde los gases combustión en la presencia de exceso de aire. Estos gases se encienden a fuego debido a una chispa de alto voltaje. La temperatura de la segunda cámara es estable a 1050°C. Los hidrocarburos, hidrógenos y CO combustión en agua y dióxido de carbono. Las condiciones evitan la formación de gases tóxicos. Las condiciones excesivas de plasma eliminan bacterias estables como la bacillus stereothermophilus y bacillus subtilis de inmediato. La segregación de los desechos no es necesari-

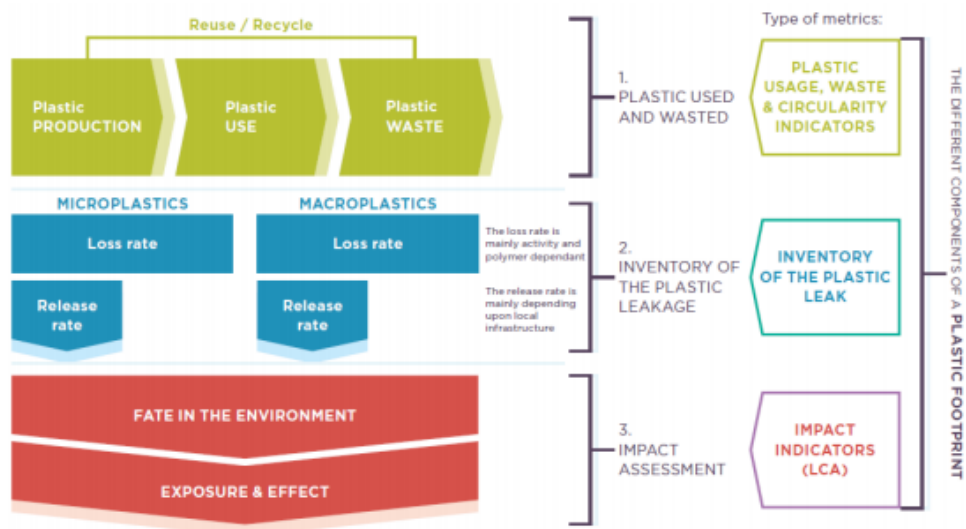
ria, ya que las temperaturas extremadamente altas aseguran el tratamiento de todo tipo de residuos sin discriminación.

**Conversión de residuos plásticos en combustible líquido:** los desechos plásticos se cargan en una tolva con un montacargas, luego se quema gas natural para generar calor y empezar el proceso. Un catalizador ayuda a romper los hidrocarburos de plástico en cadenas de moléculas más cortas. Los gases de escape que no se recolectan como combustible se usan para producir calor y mantener funcionando el proceso. La gasolina y el Diesel se condensan de estado gaseoso a estado líquido que es posteriormente recolectado en tanques de combustible.

**3.1.3. MÉTRICAS DE IMPACTO AMBIENTAL DEL PLÁSTICO.** En las últimas dos décadas se ha desarrollado una amplia gama de metodologías de huella ambiental para informar al público, las empresas y los responsables de la formulación de políticas sobre el impacto de las actividades de consumo y producción que afectan al medio ambiente y a la salud humana.

**Figura 2**

*Huella de plástico: tres etapas principales del modelado: 1) indicadores de uso de plástico, residuos y circularidad, 2) indicadores de fugas de plástico y 3) indicadores de impacto.*



*Nota.* Tomado de *IMPACT 2002+: A new life cycle impact assessment methodology* por Jolliet et al. (Jolliet O., 2003)

La *huella plástica* (Boucher y Billard., 2019) es una métrica diseñada para cuantificar la carga ambiental de los plásticos. Como se observa en la Figura 2, la noción de la huella plástica puede incluir tres dimensiones: 1) La cantidad de plástico que se utiliza en un sistema (a menudo denominado “fuente”). Aquí la huella plástica se expresa en kilogramos de plásticos por año. 2) La cantidad de plástico emitida al medio ambiente durante la producción, el transporte, el uso o el final de la vida útil de un producto plástico (a menudo denominado fuga de plástico). La cuantificación del consumo de recursos, así como de los contaminantes (es decir, el plástico en sí y los tóxicos asociados) emitidos al medio ambiente a lo largo del ciclo de vida, se conocen como “el inventario” por la comunidad de LCA. 3) el impacto, directa o indirectamente generado por los contaminantes

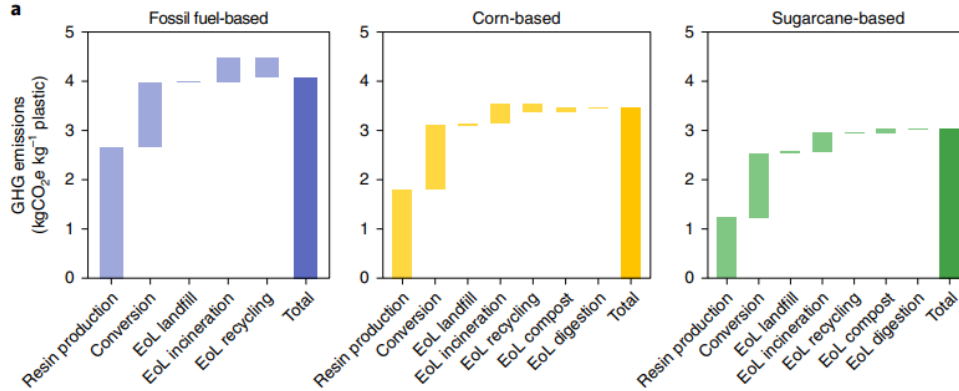
emitidos (o el plástico filtrado) sobre la salud humana o el medio ambiente. La evaluación del impacto es una característica de las metodologías de huella ambiental más avanzadas y requiere la definición de una o múltiples vías de impacto y metodologías LCIA (evaluación del impacto del ciclo de vida) (Jolliet O., 2003).

Tomando una definición amplia de la noción de huella plástica, se utilizan metodologías contables, metodologías de evaluación de fugas, herramientas de toxicidad química y metodologías de evaluación del impacto e indicadores de reciclaje de materiales.

Durante las últimas cuatro décadas, la producción global de plásticos se ha cuadruplicado. Si se continúa a ese ritmo, las emisiones de gases de efecto invernadero (GHG) por parte de plásticos alcanzarían el 15 % del presupuesto global del carbono para 2050 (Zheng y Suh, 2019). En la Figura 3 se presenta un desglose de las emisiones GHG por etapa del ciclo de vida, para cada kilogramo de plásticos derivados de diferentes tipos de materias primas en 2050. Es evidente que la etapa de producción y conversión de la resina son las que más contribuyen a estas emisiones.

**Figura 3**

*Emisiones de gases de efecto invernadero debido a la producción del plástico bajo el escenario del actual uso energético en 2050.*



*Nota.* Tomado de *Strategies to reduce the global carbon footprint of plastics* por Zheng y Su (Zheng y Suh, 2019).

Otra métrica disponible en la literatura es la *huella de residuos plásticos*. Esta métrica fue definida por Klemes et al. (Klemeš et al., 2020) en su artículo “Plastic Replacements: Win or Loss?” para medir el uso del plástico en base a su desecho. Esta se calcula como la cantidad total de residuos de plástico utilizados para un proceso, producto o servicio menos la cantidad de plástico reutilizado + reciclado + reprocesado, como se expresa en la ecuación.

$$Total - (reutilizado + reciclado + reprocesado)$$

Por otro lado, durante todo el ciclo de vida de los plásticos ocurren emisiones de gases efecto invernadero (GHG) tales como el dióxido de carbono( $CO_2$ ), metano ( $CH_4$ ), óxido nitroso( $N_2O$ ) y ozono( $O_3$ ). Estos gases son compuestos gaseosos que pueden emitir radiación ultravioleta dentro de un determinado rango de infrarrojos térmicos (Yoro y Daramola, 2020) y tienen la propiedad

de absorber la radiación infrarroja emitida desde la superficie de la tierra e irradiarla de nuevo a la superficie terrestre, de otro modo sin estos gases la radiación escaparía al espacio, por lo tanto, son importantes reguladores de la temperatura de la atmósfera terrestre, sin embargo, debido al evidente incremento de las concentraciones de la mayoría de gases de efecto invernadero, se ha aumentado la cantidad de calor atrapado, generando impactos sustanciales en el cambio climático.

(Borduas y Donahue, 2018)

Adicionalmente, los plásticos impactan el medio ambiente y el capital natural mundial de forma directa e indirecta, dado que para su producción se consumen reservas de recursos naturales y, posteriormente, en su fase de uso y finalización de vida útil impactan negativamente los ecosistemas como suelo, tierra, aire, agua y organismos vivos.

Teniendo en cuenta lo anterior y la clara tendencia al incremento del consumo y producción de los plásticos, se evidencia la necesidad de una perspectiva sistemática e integrada en cuanto a los plásticos y el ciclo del carbono. Es por ello que la agencia europea del ambiente plantea un análisis con foco en el impacto de todos los procesos de la cadena de valor de los plásticos (Eionet, 2021). En la Tabla 1 se observa para cada tipo de polímero de plástico y cada eslabón de la cadena de valor para Europa y todo el mundo el estimado anual de emisiones de gases de efecto invernadero en unidades de dióxido de carbono equivalente. El dióxido de carbono equivalente o  $CO_2e$  es un término para describir diferentes gases de efecto invernadero en una unidad común, por lo tanto, es posible expresar cualquier cantidad de GHG como  $CO_2e$  por medio de la multiplicación de la cantidad de GHG y su potencial de calentamiento global. El potencial de calentamiento global (GWP) es una medida de la cantidad de energía que las emisiones de 1 tonelada de un gas

absorberán durante un periodo de tiempo determinado en relación con las emisiones de 1 tonelada de dióxido de carbono  $CO_2$ .

**Tabla 1**

*Estimación de las emisiones anuales de gases de efecto invernadero de las cadenas de valor de los plásticos en la Unión Europea y en el mundo.*

Stage	Category	EU estimate (Mt CO <sub>2</sub> eq) (own calculation)	Global estimate (Mt CO <sub>2</sub> eq) (Zheng and Suh, 2019)
<b>Production</b>	PP	18.91	134.84
	LD PE	17.82	125.57
	HD PE	11.97	101.35
	PVC	12.80	78.51
	PUR	22.80	132.30
	PET	11.47	109.96
	PS/EPS	12.14	87.93
	PP&A fibers*		213.88
	Additives*		55.00
	Others	24.35	45.39
<b>Conversion</b>	PP	9.31	92.89
	LD PE	10.17	69.63
	HD PE	7.01	58.40
	PVC	2.60	22.53
	PUR	2.04	32.18
	PET	3.67	26.66
	PS/EPS	1.68	31.00
	PP&A fibers*		159.30
	Additives*		25.90
	Others	9.12	16.58
<b>End of life**</b>	Recycling	3.02	49.25
	Incineration	27.36	95.96
	Landfilling	0.22	15.59
<b>TOTAL</b>		208.44	1,780.46

*Nota.* Tomado de *Greenhouse gas emissions and natural capital implications of plastics* publicado por la Red Europea de Información y Observación del Medio Ambiente (Eionet) (Eionet, 2021).

Aunque el dióxido de carbono equivalente y el potencial de calentamiento global son medidas ideales para comparar el impacto ambiental entre distintos tipos de plásticos para los GHG,

también es posible realizar estimaciones de los factores de emisiones para cada uno de los GHG desagregados, tales como dióxido de carbono, metano, óxidos de nitroso, compuestos orgánicos volátiles, óxidos de azufre, materia particular y plomo como se puede ver en la Tabla 2.

**Tabla 2**  
*Factores de emisión de los residuos plásticos.*

Emissions (kg/Mg)	PET		PE		PP		PS		PVC	
	Virgin	Re	Virgin	Re	Virgin	Re	Virgin	Re	Virgin	Re
CO <sub>2</sub>	2363	163	2400	163	2100	942	2200	942	2000	942
CH <sub>4</sub>	25	0.016	28	0.016	28	0.016	24	0.016	22	0.016
NO <sub>x</sub>	9.5	0.081	6.5	0.081	6.4	0.081	6.9	0.081	6.3	0.081
VOCs	7.2	6.95	7.8	6.95	7.7	6.95	5.9	6.95	5.8	6.95
SO <sub>x</sub>	14	-	4.9	-	5.4	0	5.2	0	5.3	-
PM	4.6	-	1.5	-	1.7	0	2.4	0	1.4	-
Pb	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Energy (GJ/Mg)	107.2	46.07	79.76	19.94	76.42	19.87	84.8	11.63	59.8	9.13

*Nota.* Tomado de *Life-cycle assessment of municipal solid waste management alternatives with consideration of uncertainty: SIWMS development and application* (Hanandeh y El-Zein, 2010).

### 3.2. GESTIÓN DE RESIDUOS DURANTE LA PANDEMIA COVID-19

El surgimiento del SARS-COV-2 ha demostrado una alta letalidad seguido de una alta tasa de contagio y una gran facilidad de transmisión del virus.

Un estudio realizado en abril de 2020 demuestra que este virus permanece viable e infeccioso por alrededor de 6,8 horas en superficies plásticas y 5,6 horas en acero inoxidable (Galbadage et al., 2020), implicando así un riesgo de contagio tanto por el contacto con otras personas, como por el contacto de productos o desechos infectados con este virus. Esto supone que las medidas

restrictivas de movilidad que, si bien disminuyen la movilidad en lugares de gran afluencia de personas, aumentan la misma en las zonas residenciales (Google, 2022) y por consiguiente deben acompañarse de medidas adicionales de manipulación de desechos plásticos y otros materiales que puedan mantener viable el virus en su superficie.

Adicionalmente, en un estudio reciente publicado en abril de 2022 se evidenció una actualización realizada por la Organización Mundial de la Salud, en donde se expresa oficialmente que la principal causa de propagación del virus es por el contacto estrecho entre personas, generalmente a una distancia menor a un metro que se define como distancia corta y que la infección se produce por vía aérea debido a la inhalación de aerosoles o gotículas que contienen el virus y entran en contacto con los ojos, nariz o la boca. También se declara que el virus puede propagarse además en espacios con ventilación deficiente debido a que los aerosoles permanecen suspendidos en el aire o viajan a distancias superiores a un metro definidas como distancias largas. (Lewis, 2022)

Durante el brote del COVID-19, se han generado muchos tipos de desechos médicos peligrosos, incluidas los tapabocas infectados, guantes y otros equipos de protección personal. De igual manera, se ha generado un mayor volumen de artículos plásticos no infectados, en especial artículos relacionados con el embalaje de alimentos, todos ellos necesarios para cumplir con los diferentes protocolos que obliga el confinamiento (Klemeš et al., 2020). Debido a que no se tiene una fecha puntual para el fin de la pandemia, es muy importante agilizar la caracterización, cuantificación y reconocimiento de estos desechos, lo que permitiría darle un adecuado manejo a este tipo de problemas que comprometen la salud pública. Por lo tanto, en esta sección se presentarán los distintos análisis que se han realizado relacionados con la gestión de residuos durante la pandemia

COVID-19.

### **REPERCUSIONES DEL COVID-19 EN LA CANTIDAD DE RESIDUOS SÓLIDOS**

Según Kulkarni y Anantharama (Kulkarni y Anantharama, 2020), la gestión de los residuos sólidos municipales es un servicio de salud pública esencial, la cual requiere de atención inmediata por parte de las autoridades durante y después de la pandemia COVID-19. El manejo inadecuado durante estas crisis conlleva a riesgos potenciales hacia el personal encargado de los residuos y amplifica la transmisión del virus a través de las personas.

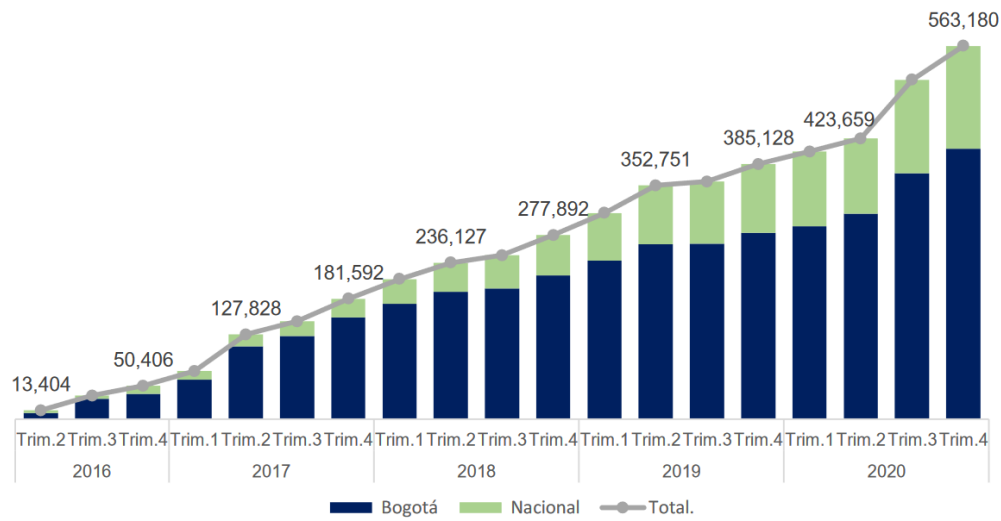
Por lo tanto, se evidencia una necesidad inmediata de evaluar la viabilidad económica, ambiental y social de implementar enfoques alternativos tales como: sistemas descentralizados con la gestión existente de residuos, instalaciones temporales de almacenamiento encargadas de manejar el exceso de basuras, y finalmente la disponibilidad de un equipo administrativo que supervise estas tareas. También, para asegurar una gestión sin interrupciones y evitar que el personal se vea afectado por estas pandemias, se debería analizar el uso de la automatización en la gestión de residuos (Kulkarni y Anantharama, 2020).

### **SITUACIÓN DE LOS RESIDUOS PLÁSTICOS EN COLOMBIA DURANTE LA EMERGENCIA SANITARIA**

En el año 2020 fue publicado un informe sectorial de la actividad de aprovechamiento por la superintendencia de servicios públicos domiciliarios, que evidencia un crecimiento del 5 % mensual en la cantidad de toneladas aprovechadas entre los años 2018 y 2020, presentándose un mayor aumento de toneladas en el último trimestre de todos los años como se puede ver en la Figura 4.

**Figura 4**

*Reporte histórico de toneladas de residuos en Colombia y Bogotá.*

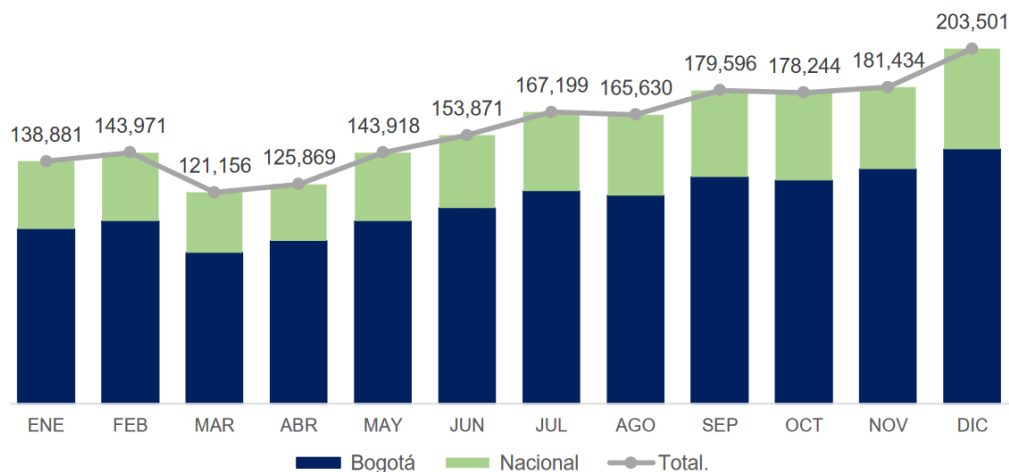


*Nota.* Tomado del *informe sectorial de la actividad de aprovechamiento* realizado por la superintendencia de servicios públicos domiciliarios (Superservicios, 2021a).

Adicionalmente, el reporte evidencia en la Figura 5 que durante el 2020, a causa del brote de la pandemia COVID-19 se produjo una disminución de toneladas reportadas en los meses de marzo y abril. Después de estos meses, a partir de mayo se evidencia una recuperación y una tendencia de crecimiento de 8.000 toneladas cada mes.

**Figura 5**

*Reporte de toneladas de residuos para el año 2020 en Colombia y Bogotá.*



*Nota.* Tomado del *informe sectorial de la actividad de aprovechamiento* realizado por la superintendencia de servicios públicos domiciliarios (Superservicios, 2021a).

En particular, para las diferentes familias de los plásticos el reporte presenta por medio de la Figura 9 un incremento de 275.815 toneladas para el periodo enero a diciembre de 2020, terminando así el periodo con el reporte máximo de toneladas en diciembre con 65224, y que pone en evidencia el incremento de 39883 toneladas respecto al mismo periodo para el año anterior.

### **OPTIMIZACIÓN DE LA GESTIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS DURANTE EL COVID-19**

Un estudio hecho por Patrício Silva et al. (Patrício Silva et al., 2020) afirma que la dependencia humana hacia al plástico nos ha puesto a prueba con la actual pandemia COVID-19, dando énfasis en la necesidad de políticas más solidas para asegurar un futuro sostenible en el uso de plásticos obteniendo tanto sus beneficios (económicos, seguridad, e higiene), como minimizando

sus consecuencias negativas (residuos plásticos con una mala gestión).

Durante el COVID-19, el uso de plásticos de un solo uso y equipo de protección personal ha aumentado de manera significativa, por lo tanto es necesario un rediseño de estos plásticos (como el desarrollo de soluciones eco-friendly y de origen ambiental a un precio asequible), y mejoras en los flujos de reciclaje para asegurar un final de vida adecuado para estos productos. Las diversas alternativas reutilizables deberían ser financiadas por los gobiernos, y la creciente conciencia sobre estos problemas por parte de la gente contribuirá a la implementación de buenas prácticas (Patrício Silva et al., 2020).

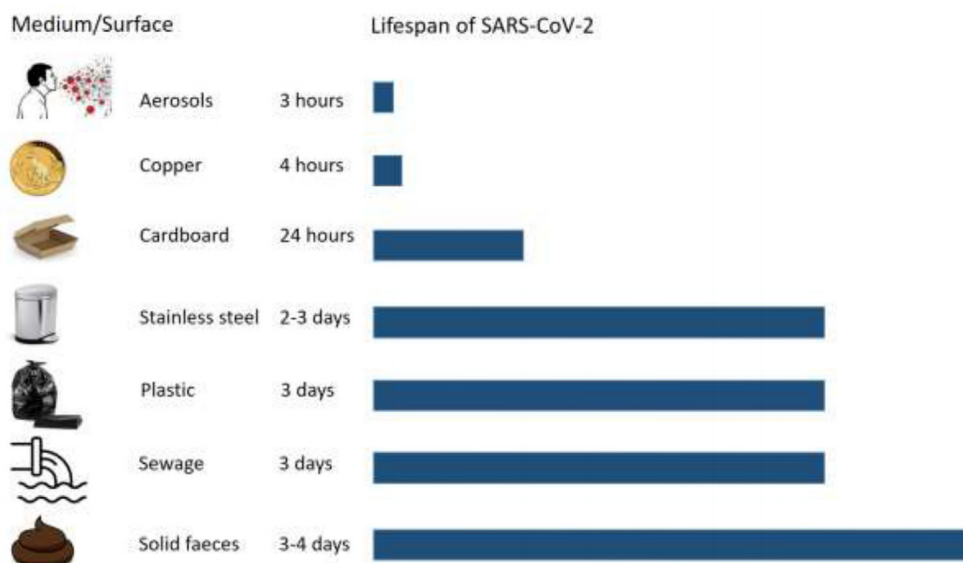
Del mismo modo, la cantidad de residuos generados debido al COVID-19 pone en peligro los flujos de gestión de residuos existentes, lo que significa que la fuga/contaminación de plásticos puede provocar graves riesgos tanto para el medio ambiente como para la salud humana. Por lo tanto, es imperativo aumentar la vigilancia (estudios acuáticos, terrestres y aéreos) de los residuos plásticos en el marco de la COVID-19, en todo el mundo (Patrício Silva et al., 2020).

### **IMPLICACIÓN PARA LOS SERVICIOS DE RECOLECCIÓN DE RESIDUOS**

Datos obtenidos del SARS-CoV-2 y otros coronavirus indican que estos permanecen activos en el ambiente en un rango de superficies por varias horas o incluso varios días. Como se puede observar en la Figura 6, el tiempo de supervivencia del SARS-CoV-2 en las palmas de las manos y en los plásticos es del orden de días. Esto indica que materiales provenientes de hogares y centros médicos que contengan un caso positivo de COVID-19 pueden contagiar el SARS-CoV-2 y ser una fuente de infección. Por lo tanto, dichos desechos deben tratarse como clínicos, es decir, controles de desinfección estrictos y estándares de higiene para la recolección de estos desechos.

**Figura 6**

*Esperanza de vida del SARS-CoV-2 en el entorno.*



*Nota.* Tomado de *The COVID-19 pandemic: Considerations for the waste and wastewater services sector* por Nghiem et al. (Long Nghiem y Short, 2020)

### 3.3. MODELOS DINÁMICOS PARA EVALUAR LA GESTIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS

En la presente sección se realizará una exploración correspondiente al estado del arte de modelos dinámicos y simulaciones desarrolladas para evaluar los ciclos de vida de distintos productos, incluyendo residuos plásticos.

En un estudio publicado en 2010 por Hanandeh et al. (Hanandeh y El-Zein, 2010) se evalúa el ciclo de vida y proporciona un panorama detallado acerca del impacto ambiental y costos asociados a las alternativas de gestión de los residuos sólidos municipales (MSW) bajo circunstancias de incertidumbre. Esto último es fundamental, debido a que el objetivo de dicho artículo

es demostrar la importancia de incorporar la incertidumbre en todos los escenarios a la hora de modelar sistemas de gestión de residuos sólidos municipales (MSW), teniendo como premisa la alta cantidad de datos requeridos por el análisis del ciclo de vida y la credibilidad de éste, debido a la calidad de dichos datos y que, por lo tanto, basarse en estimadores deterministas puede llevar a resultados erróneos a la hora de calcular emisiones ambientales.

El modelo abarca los aspectos comunes en el flujo de la gestión de residuos sólidos municipales, es decir, desde que un artículo entra al flujo de residuos hasta que llega al punto de su disposición final. Para abarcar todos estos elementos, el modelo posee diversos submodelos que calculan las emisiones e impactos de cada operación en el manejo de residuos. Un submodelo que es una de las bases del simulador es el de generación de residuos, en el se calcula la cantidad de residuos generados a partir de la tasa de generación per cápita permitiendo incertidumbre en el crecimiento de la población y las tasas de generación de residuos (Hanandeh y El-Zein, 2010). Los otros submodelos que conforman el simulador son: recolección de residuos sólidos, estaciones de transferencia y transporte de residuos, reciclado, compostaje, digestión anaeróbica, incineración, relleno sanitario y modulo económico. Proporcionando así un análisis completo en el flujo de los residuos, así como límites bien definidos (Hanandeh y El-Zein, 2010).

En 2017, en un estudio llevado a cabo por Biedal et al. (Biedal y Grzesik, 2017), se realizó un modelo con un enfoque estocástico, haciendo uso de la simulación de Monte Carlo para el método del análisis del ciclo de vida, siendo este limitado al análisis del inventario para la recuperación de elementos raros de la tierra en la producción de procesos de materiales secundarios en la mina de New Krankberg en Suecia.

La razón para la utilización de una simulación de Monte Carlo y un enfoque estocástico es que estos pueden ayudar a caracterizar las incertidumbres mejor que con métodos deterministas, por lo que afirma ser la mejor solución para cuantificar la incertidumbre en el análisis del ciclo de vida (Bieda1 y Grzesik, 2017).

Al final del estudio se comprueba que el uso de la simulación de Monte Carlo permite cierto ahorro de tiempo y recursos, debido a que su aplicación puede ayudar en la interpretación de los resultados del LCA y permitir un mejor entendimiento de varios enfoques analíticos, gracias a que en un modelo probabilístico los datos son presentados por distribuciones de probabilidad. De igual forma, se afirma que el análisis por medio de Monte Carlo es un enfoque bastante útil para cuantificar el parámetro de la incertidumbre en los estudios de LCA, siendo que el resultado final es obtenido en forma de un rango de valores (Bieda1 y Grzesik, 2017).

En el año 2021, Rinne et al (Rinne et al., 2021). llevó a cabo un estudio el cual combinaba una simulación de diagrama de flujo con el análisis del ciclo de vida para investigar los impactos ambientales de un proceso de reciclaje de baterías hidrometalúrgicas, de tal manera que se pudiera reducir el impacto ambiental de las baterías sobre todo con la creciente popularidad de los vehículos eléctricos (Rinne et al., 2021).

Los resultados demostraron que el principal beneficio del proceso fue una reducción en el consumo de productos químicos de lixiviación, donde de los escenarios de manejo del sodio investigados la cristalización del sulfato de sodio era la opción más factible desde el punto de vista ambiental. También, se evidenció una disminución significativa en los efectos del cambio climático, la acidificación y la eutrofización del agua dulce; y se detalló que, aunque la metodología

del LCA basada en la simulación es útil para estudiar procesos con pocos o ningún dato industrial detrás, se necesitaron algunos datos experimentales para el análisis. (Rinne et al., 2021)

Por otro lado, en un estudio desarrollado por Rafew et al. (Rafew y Rafizul, 2021) se presenta un modelo de dinámica de sistemas (DS) para predecir la generación, la recogida, el tratamiento y la capacidad de los vertederos de residuos hasta el año 2050 y así analizar la necesidad de la gestión de los residuos en la ciudad costera de Khulna, Bangladesh. Los resultados de la simulación muestran que la generación de residuos sólidos aumenta de 168 mil toneladas en el año 2020 a 1,2 millones de toneladas, con una generación per cápita de 0,117 toneladas a 0,561 toneladas en el año 2050. El presupuesto total necesario para la recogida y la capacidad de vertido también aumenta, mientras que la capacidad de tratamiento disminuye con el tiempo, lo que da lugar a una acumulación masiva de residuos no tratados de 10,3 millones de toneladas en el año 2050 desde 152 mil toneladas en el año 2020.

El modelo de DS desarrollado también muestra que la política de aumentar únicamente la capacidad de recogida con una mayor asignación de presupuesto no es adecuada para mejorar la sostenibilidad medioambiental, sino que es esencial un aumento del presupuesto para desarrollar las instalaciones de tratamiento de residuos. En este estudio, se han realizado métodos de validación que incluyen la sensibilidad del comportamiento, la sensibilidad de los datos y la consistencia dimensional en condiciones extremas para validar el modelo. El resultado de este modelo de DS puede utilizarse como un módulo de prueba dinámico para el análisis de la política de gestión de los residuos sólidos y las medidas estratégicas que pueden aplicarse eficazmente en el contexto de los países en desarrollo (Rafew y Rafizul, 2021).

Las técnicas de aprendizaje máquina han sido utilizadas para el modelamiento y predicción de procesos de generación de residuos. En 2017 Kannangara et al. (Kannangara et al., 2017) llevó a cabo un estudio en donde el objetivo principal era desarrollar modelos para la predicción precisa de la generación de residuos sólidos urbanos (RSU) y su desvío a partir de variables demográficas y socioeconómicas, con la aplicación prevista de la generación de inventarios de RSU en todo Canadá. Los modelos se generaron mapeando las cantidades de RSU residenciales con parámetros socioeconómicos y demográficos de 220 municipios de la provincia de Ontario, Canadá. Se aplicaron dos algoritmos de aprendizaje automático; árboles de decisión y redes neuronales, para así construir los modelos. Las variables socioeconómicas se obtuvieron a partir de los datos del censo canadiense a nivel regional y municipal. Se desarrolló un marco de preprocesamiento e integración de datos en el software informático Matlab para generar conjuntos de datos con suficiente cantidad y calidad para la modelización.

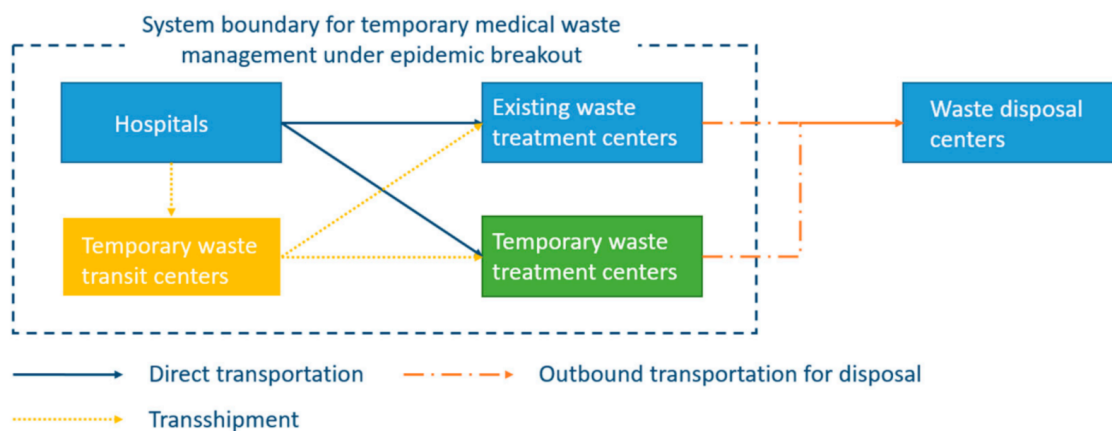
Los resultados demostraron que los algoritmos de aprendizaje automático pueden utilizarse con éxito para generar modelos de residuos con un buen rendimiento de predicción. Los modelos de redes neuronales obtuvieron el mejor rendimiento, describiendo el 72% de la variación de los datos. El enfoque propuesto en este estudio demuestra la viabilidad de crear herramientas que ayuden a la planificación regional de residuos mediante la obtención, el preprocesamiento, la integración y el modelado de datos disponibles públicamente procedentes de diversas fuentes.

Como se mencionó en la introducción, el estudio publicado en marzo de 2020 por Yu et al. (Yu et al., 2020) fue uno de los primeros intentos por solucionar el problema de la acumulación exponencial de residuos sanitarios cuando un brote de pandemia emerge.

El objetivo principal de el estudio es optimizar las decisiones en el tiempo y ubicación a la hora de establecer instalaciones temporales y estrategias de transporte en diferentes períodos, para tratar con el incremento de residuos sanitarios y reducir el riesgo de contagio de la recolección, transporte, tratamiento de residuos médicos y peligros sanitarios. Para cumplir este objetivo se formula un modelo de optimización para mejorar la toma de decisiones sobre el tiempo y los lugares de implantación de las instalaciones temporales y sobre las estrategias de funcionamiento en diferentes períodos de tiempo (Yu et al., 2020).

**Figura 7**

*Red logística inversa para la gestión efectiva de residuos sanitarios en un brote de pandemia.*



*Nota.* Tomado de *Reverse Logistics Network Design for Effective Management of Medical Waste in Epidemic Outbreaks* por Yu et al (Yu et al., 2020).

Este modelo de optimización consiste en una red logística inversa apoyada de un modelo de programación de enteros mixtos multi-período y multi-objetivo. La Figura 7 representa la estructura el sistema de logística inversa para gestionar efectivamente los desechos hospitalarios en un brote de pandemia, donde además de las instalaciones existentes, se establecen centros temporales

de tránsito de residuos y centros de tratamiento temporales para proveer suficiente capacidad y así tratar el aumento de residuos médicos y eliminar efectivamente el virus infeccioso (Yu et al., 2020).

El modelo fue implementado en la ciudad epicentro del COVID-19 Wuhan China y proporcionó como resultado las ubicaciones e instalaciones más óptimas en cada periodo tanto para los centros de tratamientos existentes y temporales como para los centros de tránsito de residuos temporales, balanceando el riesgo de contagio de recolección, transporte, tratamiento de residuos sanitarios y el costo total de gestión de dichos residuos (Yu et al., 2020).

A pesar de que la mayoría de literatura relacionada con el COVID-19 se ha desarrollado en Europa y Norte América, localmente también se han llevado a cabo estudios que buscan optimizar la respuesta de los sistemas ante la pandemia actual mediante soluciones logísticas. Ese es el caso de el estudio desarrollado en Colombia en 2020 por Martínez et al. (Martínez-Reyes et al., 2021), en el que se propone el estudio de las ubicaciones de los Centros de Distribución (CD) de Equipos de Protección Personal (EPP), requeridos por profesionales de la salud para prestarles servicios a los pacientes de COVID-19 en la ciudad de Bogotá, así como las rutas correspondientes para suministrar a las unidades de cuidados intensivos (UCIs).

En el estudio esta situación es representada como un problema de ubicación y ruteo con demandas estocásticas y ante el problema tienen como objetivo determinar los centros de distribución (CD) que se deben abrir, así como asignar dichos CD a sus correspondientes UCI's y planificar las diferentes rutas con el fin de minimizar los costos totales esperados. Para cumplir dicho objetivo, se desarrolló un método híbrido que consiste en un algoritmo iterado de búsqueda local combinado

con una simulación de Monte Carlo, con el que logran en los resultados demostrar el comportamiento de los costos estocásticos esperados y su fiabilidad al momento de usar diferentes políticas de seguridad de stock para cada escenario probado. (Martínez-Reyes et al., 2021)

#### 4. MODELO DE SIMULACIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS

La gestión de los residuos plásticos durante las emergencias sanitarias requiere el desarrollo de herramientas computacionales para estimar su impacto ambiental, por lo que en esta primer metodología se propone desarrollar un modelo dinámico para predecir las tendencias que seguirán los desechos plásticos durante emergencias sanitarias, tales como la pandemia COVID-19, en regiones urbanas de países en vías de desarrollo.

Más específicamente, el objetivo de esta estrategia es desarrollar un modelo de simulación para predecir las tendencias de los residuos plásticos durante emergencias sanitarias, como la pandemia COVID-19, en regiones urbanas de países en desarrollo. La simulación propuesta consta de dos modelos: un modelo de generación de residuos municipales y un modelo de predicción de la dinámica de la emergencia sanitaria (COVID-19). La generación de residuos plásticos se estima a partir de la tasa de crecimiento de la población y de la tasa de generación de residuos per cápita, que en el modelo se incrementa para la población infectada. En el segundo componente, se utiliza una red neuronal recurrente de unidad cerrada (GRU), entrenada con datos históricos de COVID-19 de una región urbana específica de Colombia, para simular/predecir el comportamiento de una emergencia sanitaria como una epidemia en esa región específica. Las redes neuronales recurrentes han demostrado ser una herramienta conveniente para predecir la dinámica de una enfermedad transmisible como el COVID-19. La salida de la GRU se integra en los modelos de simulación de la generación de residuos plásticos. Para la evaluación del modelo, se estimaron los residuos totales, y los residuos plásticos generados para los últimos tres meses de 2021 en el Área Metro-

politana de Bucaramanga. Los resultados muestran un ligero incremento (10%) en la generación de residuos plásticos para el escenario epidémico que se asemeja a los datos reales. Para los tres meses es el intervalo de tiempo de evaluación, la generación de residuos plásticos promedio por mes fue de 9,03 t. El pronóstico del modelo tuvo un error absoluto medio de 0,62 t para los tres meses en el intervalo de tiempo de evaluación.

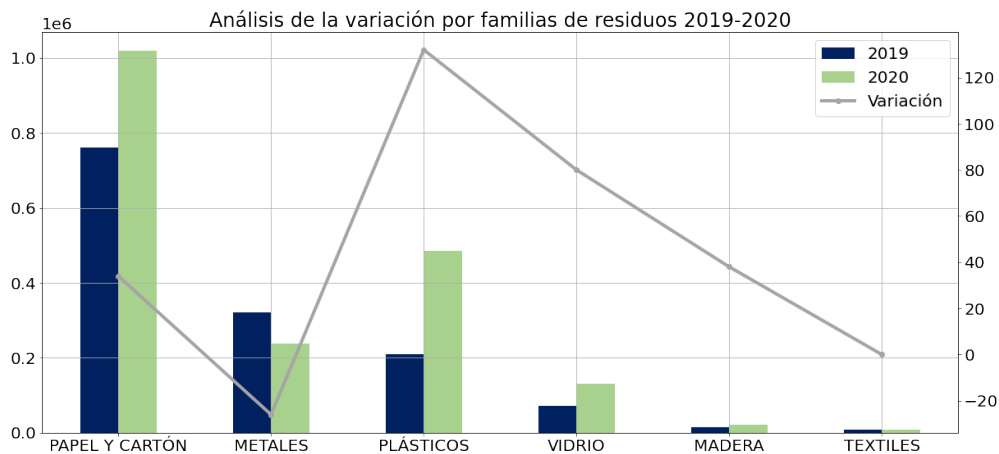
#### **4.1. CONTEXTO**

La pandemia de COVID-19 ha agudizado el problema de la gestión de los residuos plásticos. Esto ha sucedido debido al aumento del uso del plástico en los equipos de protección personal y los plásticos de un solo uso, para evitar la propagación del virus, así como para la venta de verduras y alimentos envasados en plástico, entre otros (Klemeš et al., 2020). Como resultado, la generación de residuos ha aumentado en comparación con la observada en condiciones “normales” porque la población se ha visto obligada a utilizar estos productos para limitar la transmisión del virus. En consecuencia, en abril de 2020 los residuos residenciales en los Estados Unidos alcanzaron un pico del 20% al 30% más alto de lo normal (Kulkarni y Anantharama, 2020). Asimismo, según los comunicados de prensa del 11 de marzo de 2020, la generación de residuos médicos aumentó (+370%) en Hubei, China, con una alta proporción de plásticos. Además, los residuos sólidos municipales disminuyeron un 30% en las ciudades grandes y medianas (Klemeš et al., 2020). En particular, Colombia se ha convertido en el cuarto productor de residuos plásticos de América Latina, con un volumen anual de consumo de plásticos de 500.000 t. El 27% de estos plásticos corresponde a plásticos de un solo uso, como envases, embalajes, PET, etc. (Brooks et al., 2020). La Figura 8 muestra un incremento del 132% en la cantidad (t) de plástico recolectado por 561

prestadores de servicios de reciclaje distribuidos en 27 departamentos de Colombia. Para el año 2019, el plástico tuvo un reporte de alrededor de 209.415 toneladas recolectadas, y para el 2020 se reportó un total de alrededor de 486.231 toneladas recolectadas (Superservicios, 2021a). La Figura 9 muestra un incremento notable en los residuos plásticos recolectados de 275.815 toneladas (t) de enero a diciembre de 2020. El mayor incremento reportado de toneladas promedio de residuos plásticos se observó en el mes de julio con un promedio reportado de 22.034 t, en agosto se reportó un total de 23.169 t, mientras que en septiembre se reportaron 31.359 t. Más específicamente, Santander (departamento de Colombia, cuya capital es Bucaramanga, nuestro principal caso de estudio) reportó que de todo el tipo de materiales que componen el total de residuos, el plástico es el segundo más alto, con un porcentaje del 29,72 % (Superservicios, 2021a).

**Figura 8**

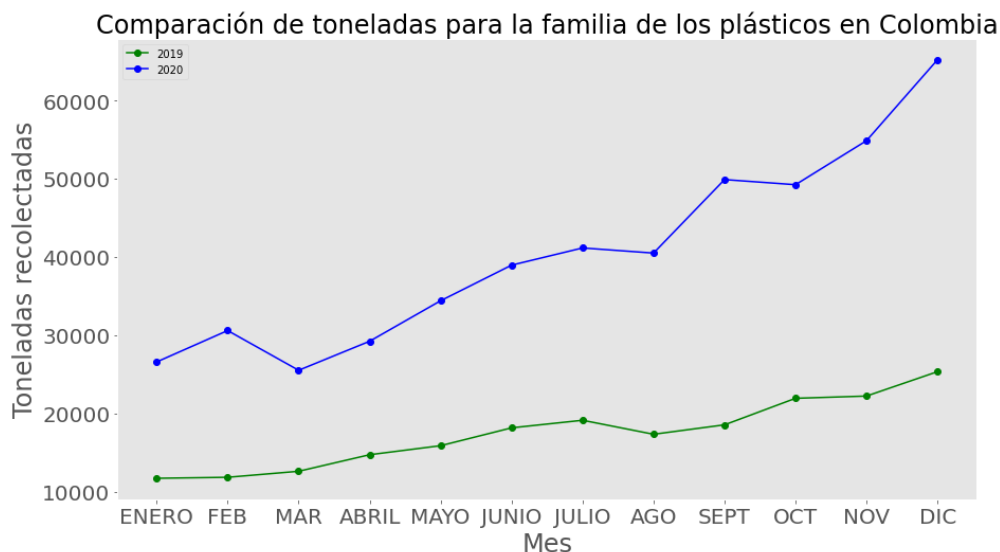
*Variación por tipo de material de desecho recolectado en Colombia entre 2019 y 2020.*



*Nota.* Tomado del informe sectorial de la actividad de aprovechamiento realizado por la superintendencia de servicios públicos domiciliarios (Superservicios, 2021a).

**Figura 9**

*Comparación de los residuos plásticos recolectados en 2019 frente a 2020 en Colombia.*



*Nota.* Tomado del informe sectorial de la actividad de aprovechamiento realizado por la superintendencia de servicios públicos domiciliarios (Superservicios, 2021a).

Se han explorado varios modelos de simulación para la generación de residuos médicos y plásticos durante la pandemia. Por ejemplo, Yu et al. propusieron utilizar una red de logística inversa para optimizar las decisiones sobre el establecimiento de instalaciones temporales de tratamiento de residuos y las estrategias de transporte durante la pandemia. De este modo, se refuerza la capacidad de gestión de los residuos médicos en un corto periodo de tiempo y se reduce el riesgo de contagio por la recogida, el tratamiento de los residuos médicos y los riesgos biológicos (Yu et al., 2020). En un trabajo relacionado realizado por Chowdhury et al., se estimaron los residuos médicos generados para el periodo inicial de la emergencia sanitaria desde marzo de 2020 hasta mayo de 2021. Esta estimación supone que la población infectada, de la UCI, fallecida, aislada y en cuarentena

es la principal fuente de residuos médicos. Esta suposición se ve reforzada por sus resultados, que muestran un aumento del 80% en la generación de residuos médicos tras el inicio de la pandemia (Chowdhury et al., 2022). Aunque ambos estudios presentaron modelos de simulación detallados, su alcance se limita a la gestión de la generación de residuos sanitarios en las instalaciones clínicas. Hasta donde saben los autores, la estimación de otros tipos de residuos, como los plásticos, en regiones urbanas durante emergencias sanitarias amplias no se ha modelizado en la literatura. En este trabajo, se desarrolló un modelo de simulación que integra información de la dinámica de COVID-19 e información de generación de residuos per cápita para estimar la cantidad de residuos plásticos en una región urbana. Esta simulación sirve como ejemplo de la potencial aplicación de este tipo de modelos a las emergencias sanitarias en curso. El modelo presentado permite estimar las tendencias de generación de residuos plásticos durante las emergencias sanitarias. Esta información podría informar a las autoridades en el proceso de decisión para mitigar el impacto ambiental de los residuos plásticos.

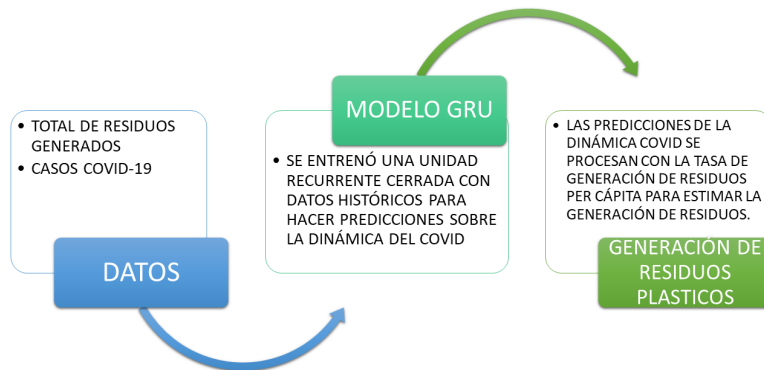
## **4.2. MÉTODOS**

El modelo de simulación propuesto consta de dos componentes: un modelo de simulación de la gestión de residuos municipales y un modelo de predicción de la dinámica de la emergencia sanitaria (COVID-19) (Figura 10). En el primer componente, la generación de residuos plásticos se estimará teniendo en cuenta la tasa de crecimiento de la población y su tasa de generación de residuos per cápita (como explican Hanandeh et al. (Hanandeh y El-Zein, 2010)). En el segundo componente, se aplicará una unidad recurrente cerrada (Gated recurrent unit en inglés - GRU), entrenada e implementada con información histórica de una región urbana de Colombia, para pre-

decir el comportamiento de la pandemia COVID-19.

**Figura 10**

*Diagrama esquemático del modelo propuesto. La estimación de los residuos plásticos generados durante la pandemia COVID-19 se basa en un modelo GRU asociado a la dinámica de la emergencia sanitaria y un modelo de generación de residuos plásticos.*



**4.2.1. MODELO GRU PARA LA DINÁMICA DE PROPAGACIÓN DEL COVID-19.**

El modelo GRU es un tipo de red neuronal recurrente (RNN) que consta de numerosas capas neuronales recurrentes sucesivas. Estas capas se conectan secuencialmente para incorporar la secuencia temporal como estado interno. La GRU tiene una gran capacidad para captar los datos contextuales de la secuencia. Sin embargo, las pistas contextuales en la estructura de la red son estables y se utilizan eficazmente para lograr el proceso de clasificación de datos (Kumaraswamy, 2021). Las redes GRU se diseñaron específicamente para superar el problema de dependencia a largo plazo al que se enfrentan las RNN (debido al problema del gradiente de fuga). En este trabajo, el modelo GRU contiene una capa de entrada (64 neuronas, forma (30,1)), cuatro capas ocultas (128, 256, 128, 64 neuronas) y una capa de salida (1 neurona, forma (1,1)). Esta arquitectura puede considerarse, a grandes rasgos, como una red codificadora seguida de una red decodificadora. El modelo

GRU fue entrenado con los datos de los nuevos casos de COVID-19 en el Área Metropolitana de Bucaramanga desde el 1 de mayo de 2020 hasta el 30 de septiembre de 2021. En primer lugar, los datos se normalizan según la población de la región y se aplica un filtro de media móvil para reducir su ruido. A continuación se realiza un proceso de ventaneo, que consiste en dividir los datos en ventanas sucesivas de 30 días. El modelo GRU se entrena para predecir la cantidad normalizada de nuevos casos de COVID-19 en el día 31.

**4.2.2. MODELO DE GENERACIÓN DE RESIDUOS.** El modelo de generación de residuos utiliza datos de la tasa de generación de residuos per cápita y la tasa de crecimiento de la población para la ciudad de Bucaramanga, Colombia. Los datos históricos de los últimos tres años antes de la pandemia (2017-2020) se utilizaron para ajustar tanto la tasa de generación de residuos per cápita como la tasa de crecimiento de la población (Figura 13). Además, otro insumo del modelo fue el número de casos nuevos estimados de COVID-19. Esta información se utilizó en el modelo integrado para ajustar el porcentaje de residuos plásticos en la tasa de generación de residuos sólidos urbanos per cápita en función del número de individuos sanos e infectados. Para las personas sanas, se utiliza el porcentaje del informe sectorial sobre las actividades de gestión de residuos (29,72%). Para los individuos infectados se utilizó un porcentaje significativamente mayor (40%) teniendo en cuenta la alta correlación observada en los hospitales entre la cantidad de residuos médicos, residuos peligrosos, con el número de individuos infectados por COVID-19 (Yu et al., 2020). Por otra parte, las reglas de actualización utilizadas en el modelo de generación de residuos propuesto se enumeran a continuación:

$$WGR = WGR_{Initial} * (1 + wggr)^k, \quad (1)$$

$$Pop = Pop_{Initial} * (1 + pgr)^k, \quad (2)$$

$$WQ = ((1 * Pop) * WGR_{Inf}) + ((1 - I) * Pop) * WGR, \quad (3)$$

Donde la tasa de generación de residuos (WGR) en una iteración de simulación (k) se obtiene a partir de la relación entre la WGR inicial y la tasa de crecimiento de la generación de residuos (wggr). La población estimada en la iteración N se calcula utilizando la tasa de crecimiento de la población (pgr), y una estimación de la cantidad de residuos en el momento k (WQ) considerando la predicción de personas infectadas por COVID-19 (I) y las estimaciones de la ecuación (1) y (2).

#### 4.2.3. MÉTRICAS DE DESEMPEÑO DE LOS MODELOS PREDICTIVOS.

Con el objetivo de evaluar los modelos descritos y verificar la calidad de sus predicciones, se utilizaron métricas como el error cuadrático medio (MSE, de sus siglas en inglés mean squared error) y el error medio absoluto de sus siglas en inglés (MAE, mean absolute error).

El error cuadrático medio representa la diferencia cuadrática media entre los valores estimados y el valor real, se puede expresar como:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2$$

Donde  $x$  es un vector de  $n$  predicciones y  $y$  es un vector con los valores reales.

El error medio absoluto es el promedio de la diferencia absoluta entre el valor observado y los valores predichos, se puede expresar como:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

Donde  $x$  es un vector de  $n$  predicciones y  $y$  es un vector con los valores reales.

#### **4.2.4. MODELO DE GESTIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS E IMPACTO**

**AMBIENTAL.** Teniendo en cuenta los resultados del modelo de generación de residuos, se realizará una evaluación del impacto ambiental mediante la métrica de la huella plástica propuesta por Klemes et al. (Klemeš et al., 2020), al igual que el cálculo de diversos factores de emisión.

**4.2.4.1. MÉTRICAS DE IMPACTO AMBIENTAL.** La huella plástica se define como la masa total de residuos de plástico utilizada para un proceso, producto o servicio menos la cantidad de plástico evitada, reutilizada, reciclada o reprocesada.

En primer lugar, para definir la cantidad de residuos plásticos reciclados en el AMB se tiene que de 2020 a 2021 se recolectaron 600 Kg en promedio, las cuales pasaron a un proceso de aprovechamiento o reciclaje (Superservicios, 2021c). De dichas toneladas aprovechables, el plástico sólo representa un 10% (de acuerdo a un informe de la cooperativa Bello Renacer (de Recicladores Bello Renacer, 2021)), lo cual corresponde a 60 kilos de plástico recicladas por mes en promedio.

Para el cálculo de los factores de emisión se usará la Tabla 3, la cual describe la cantidad de emisiones dependiendo del tipo de plástico utilizado, y la Figura 11, que detalla la proporción de los tipos de plástico recolectados en Colombia. De igual forma, se tendrán en cuenta los resultados

de la cantidad de residuos plásticos según el modelo de generación de residuos de la Figura 18.

**Tabla 3**

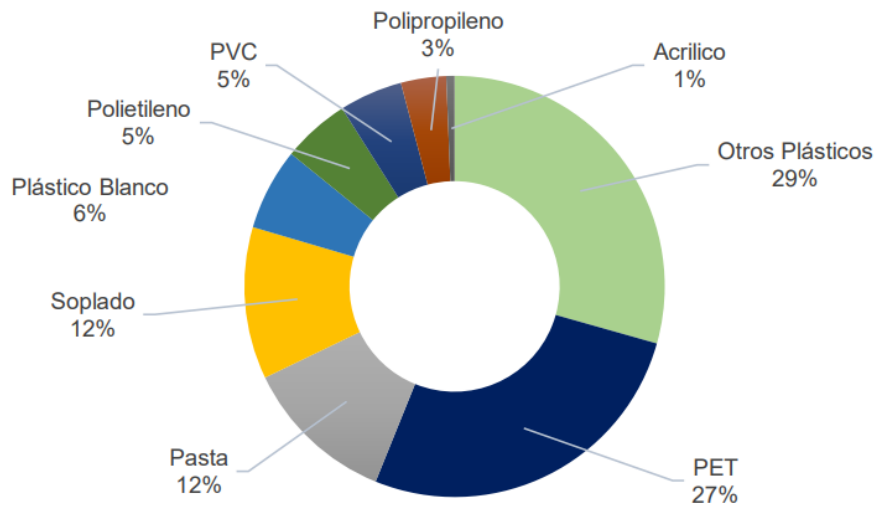
*Factores de emisión de los residuos plásticos.*

Emissions (kg/Mg)	PET		PE		PP		PS		PVC	
	Virgin	Re	Virgin	Re	Virgin	Re	Virgin	Re	Virgin	Re
CO <sub>2</sub>	2363	163	2400	163	2100	942	2200	942	2000	942
CH <sub>4</sub>	25	0.016	28	0.016	28	0.016	24	0.016	22	0.016
NO <sub>x</sub>	9.5	0.081	6.5	0.081	6.4	0.081	6.9	0.081	6.3	0.081
VOCs	7.2	6.95	7.8	6.95	7.7	6.95	5.9	6.95	5.8	6.95
SO <sub>x</sub>	14	-	4.9	-	5.4	0	5.2	0	5.3	-
PM	4.6	-	1.5	-	1.7	0	2.4	0	1.4	-
Pb	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Energy (Gj/Mg)	107.2	46.07	79.76	19.94	76.42	19.87	84.8	11.63	59.8	9.13

*Nota.* Tomado de *Life-cycle assessment of municipal solid waste management alternatives with consideration of uncertainty: SIWMS development and application* (Hanandeh y El-Zein, 2010).

**Figura 11**

*Reporte de la distribución del tipo de plástico en Colombia.*



*Nota.* Tomado del informe sectorial de la actividad de aprovechamiento realizado por la superintendencia de servicios públicos domiciliarios (Superservicios, 2021a).

Por ejemplo, para hacer el cálculo de cuánto dióxido carbono (CO<sub>2</sub>) se emite por el plástico tipo polietileno tereftalato (PET) se realiza el siguiente procedimiento:

Porcentaje PET Colombia \* ((Promedio Residuos Predichos \* Factor Emisión CO<sub>2</sub> PET Virgen) + (Promedio Residuos Reciclados \* Factor Emisión CO<sub>2</sub> PET Reciclado))

$$0,27 * ((8923,33 * 2363) + (60 * 163)) = 5695816,5$$

Es decir, para el escenario con COVID se estima que se emitan 5695816,5 toneladas de CO<sub>2</sub> por la producción y reciclaje del plástico PET.

**4.2.4.2. ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS.** En esta última sección sobre la evaluación del impacto ambiental, se utilizará la información de la Tabla 4 para calcular la cantidad de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) emitido dependiendo de la estrategia de gestión aplicada en los residuos plásticos. Adicionalmente, con el fin de incluir más métodos de tratamiento tales como los termoquímicos, en este caso la gasificación-pirolisis, se incluyo la métrica potencial de calentamiento global reportada en el estudio por (Demetrious and Crossin, 2019) de 1,87 kg CO<sub>2</sub>-eq para 1 kg de residuos plásticos mixtos (Demetrious y Crossin, 2019).

**Tabla 4**  
*Emisiones netas de los plásticos dependiendo de la gestión de residuos (MTCO<sub>2</sub>E/Short Ton).*

Material	Net Source Reduction (Reuse) Emissions for Current Mix of Inputs	Net Recycling Emissions	Net Composting Emissions	Net Combustion Emissions	Net Landfilling Emissions	Net Anaerobic Digestion Emissions
HDPE	(1.42)	(0.76)	NA	1.29	0.02	NA
LDPE	(1.80)	NA	NA	1.29	0.02	NA
PET	(2.17)	(1.04)	NA	1.24	0.02	NA
LLDPE	(1.58)	NA	NA	1.29	0.02	NA
PP	(1.52)	(0.79)	NA	1.29	0.02	NA
PS	(2.50)	NA	NA	1.65	0.02	NA
PVC	(1.93)	NA	NA	0.66	0.02	NA
Mixed Plastics	(1.87)	(0.93)	NA	1.26	0.02	NA

*Nota.* Tomado del *Documentation for Greenhouse Gas Emission and Energy Factors Used in the Waste Reduction Model (WARM)* (Agency, 2020).

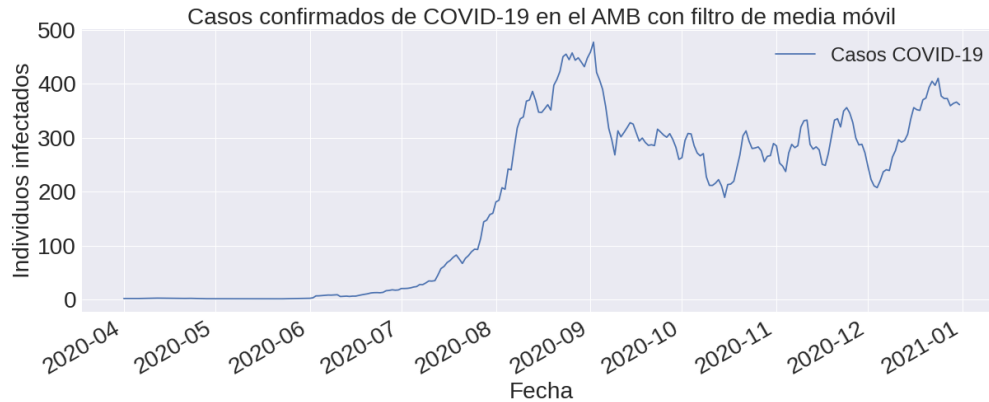
### 4.3. MATERIALES

El acceso abierto a los datos asociados a COVID-19 durante la pandemia ha sido una política común en varios países del mundo, incluido Colombia. Estos datos suelen adquirirse diariamente y se consolidan rápidamente en un par de semanas. Por otro lado, la información asociada a los residuos plásticos no es monitoreada rigurosamente en Colombia, y se adquiere mensualmente. Ambos recursos públicos estaban disponibles y se utilizaron para entrenar y ajustar los componentes de los modelos. Principalmente, se utilizaron dos fuentes de datos diferentes que se describen en detalle a continuación.

**4.3.1. DATASET DEL COVID-19 PARA EL AMB.** Los datos asociados a los casos y muertes por COVID-19 en el Área Metropolitana de Bucaramanga (AMB) fueron extraídos de un conjunto de datos de acceso abierto publicado por el Instituto Nacional de Salud (INS, 2020) de Colombia. El conjunto de datos incluye información de casos positivos de COVID-19 para cada ciudad de Colombia. Para cada caso en el conjunto de datos se dispone de información completa sobre la ubicación, el género, el estado, la fecha de notificación, la fecha de muerte, entre otros datos de la persona infectada. En el presente trabajo, sólo se utilizaron las columnas “Nombre del municipio”, y “Fecha de notificación” para el cálculo, porque sólo se necesitaba el número de casos por día en cada municipio. Tras calcular los casos por día, se aplicó una ventana móvil de 7 para reducir el ruido y suavizar la serie temporal, como se observa en la Figura 12.

**Figura 12**

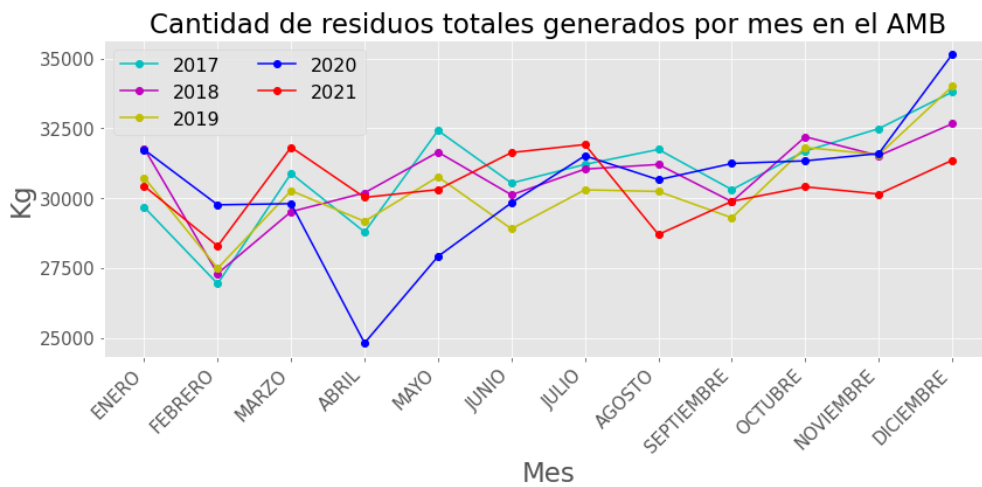
*Datos filtrados de los casos confirmados de COVID-19 en el AMB con una ventana móvil de 7 días. Los datos corresponden a los casos de abril de 2020 a enero de 2021 en el AMB, que incluyen datos de 4 municipios diferentes extraídos del Instituto Nacional de Salud de Colombia.*



**4.3.2. RESIDUOS TOTALES Y RECICLABLES EN EL AMB.** Los datos históricos asociados al total de residuos en el AMB fueron recuperados de la plataforma del Sistema Único de Información de Servicios Públicos (SUI), que es utilizada por la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios, una agencia gubernamental colombiana que se ocupa de los servicios públicos de la región. Este conjunto de datos contenía la cantidad de residuos reciclables totales de todas las ciudades de Colombia, incluidos los municipios que componen el AMB (Figura 13).

**Figura 13**

*Kg totales de residuos generadas al mes en los municipios que componen el AMB.*

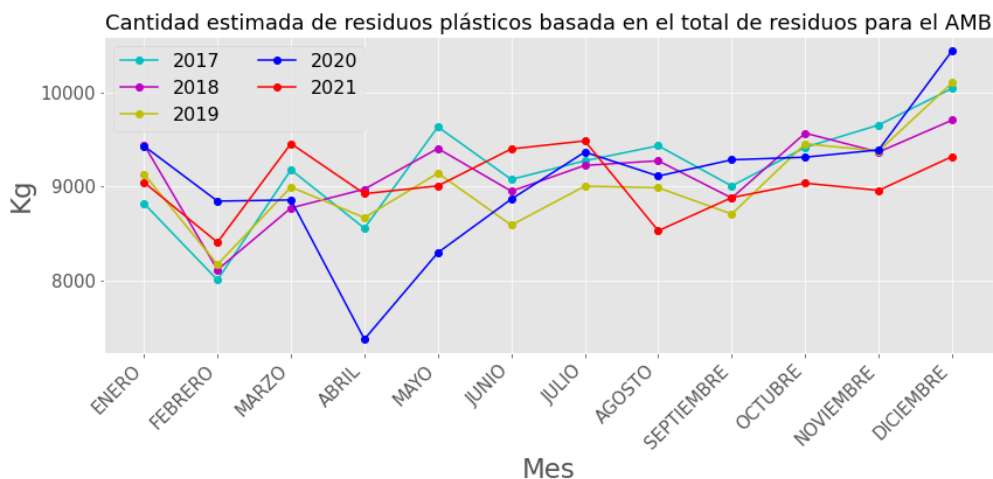


*Nota.* Tomado del reporte de toneladas de residuos sólidos que ingresan al sitio de disposición final hecho por la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios (Superservicios, 2021b).

Adicionalmente, se utilizó información del informe sectorial de actividades de gestión de residuos (Superservicios, 2021a). Este informe incluye las tendencias regionales del manejo de residuos sólidos en varias regiones de Colombia, la generación de residuos por tipo de material, el porcentaje de residuos plásticos en el total de residuos recolectados, entre otros. Para este estudio, se recuperó el porcentaje de plástico en el total de residuos para Santander, en donde se encuentra el AMB. Se encontró un porcentaje de residuos plásticos del 29,72 % para el AMB (Figura 14).

**Figura 14**

*Cantidad estimada de residuos de plástico generados por mes para el AMB.*



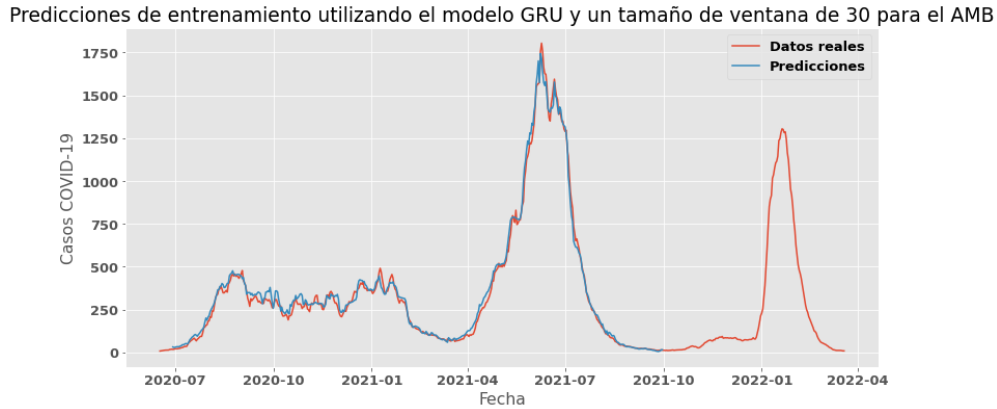
#### 4.4. RESULTADOS

##### 4.4.1. RESULTADOS PARA LA DINÁMICA DE PROPAGACIÓN COVID-19.

En la Tabla 5, se presentan los resultados de varios modelos GRU en la predicción de la cantidad total de casos de COVID-19. El error cuadrático medio para un total de 92 días de predicción muestra que el mejor modelo se entrenó con un tamaño de ventana de 30 días. La Figura 15 muestra la predicción de un paso de tiempo y la evaluación en los datos de entrenamiento. La Figura 16 muestra la predicción para 3 meses (de octubre a diciembre de 2021) generada por el modelo GRU a partir de 30 datos de entrada (correspondientes a la ventana de 30 días). La predicción del modelo GRU se asemeja a los datos reales con muchas bajadas y subidas, pero sigue teniendo diferencias notables. Esto se debe a que el modelo utiliza una metodología de predicción diferente, denominada punto a punto, que asegura que el modelo no conoce los datos que va a predecir y sólo tiene en cuenta lo que ha aprendido en el periodo de entrenamiento. Las funciones de predicción

tradicionales que se encuentran en las bibliotecas de Python no utilizan dicha metodología, por lo que el modelo conoce los datos a predecir de antemano y carece de fiabilidad (dando al mismo tiempo mejores resultados).

**Figura 15**  
*Prediccion casos COVID-19 - Entrenamiento*



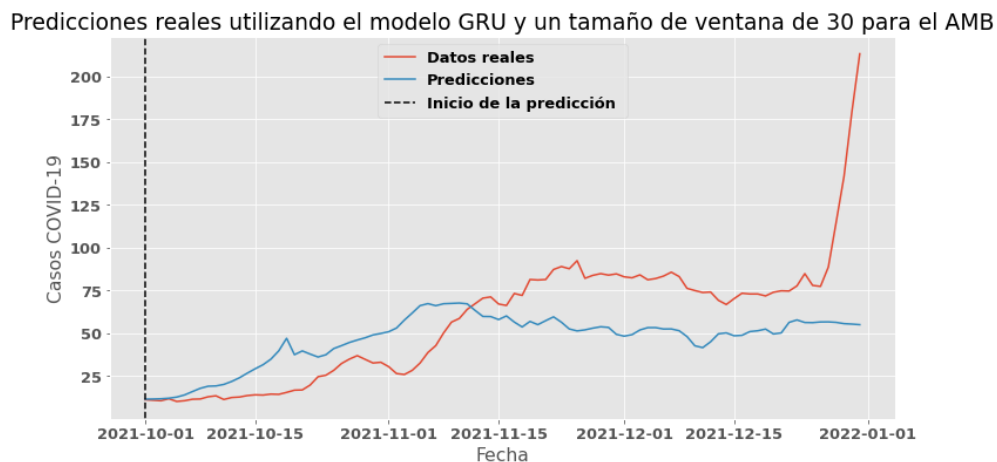
*Nota.* Predicción sobre los datos de entrenamiento que muestra que el modelo GRU estima correctamente la cantidad de casos COVID-19 en el intervalo de tiempo asociado a los datos de entrenamiento.

**Tabla 5**  
*Resultados del modelo GRU en diferentes ventanas temporales*

Tamaño de las ventanas de la red neuronal GRU		
15 días	30 días	45 días
4248,25	1035,89	1584,59

*Nota.* Modelos evaluados con la media del Error Cuadrático Medio (MSE) en el intervalo del 1 de octubre de 2021 al 31 de diciembre de 2021.

**Figura 16**  
*Predicción casos COVID-19 - Evaluación*

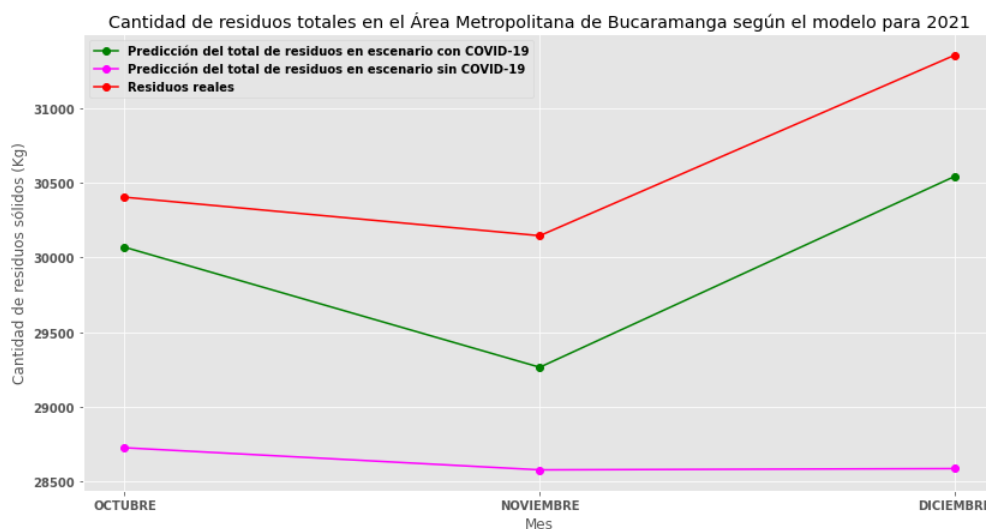


*Nota.* Predicción sobre los datos de evaluación que muestra que el modelo GRU estima correctamente la cantidad de casos COVID-19 en el intervalo de tiempo asociado a los datos de evaluación.

**4.4.2. RESULTADOS PARA LA GENERACIÓN DE RESIDUOS EN EL AMB.**

En la Figura 17 se presentan los resultados del modelo de generación de residuos totales para los meses de octubre, noviembre y diciembre del año 2021. En ella se observan las predicciones para dos escenarios, el primero es la predicción de generación de residuos totales sin tener en consideración el incremento de generación de residuos por parte de los individuos infectados y el segundo considerando un incremento en la generación de residuos por parte de los individuos infectados. Comparando este último escenario con los datos reales se obtuvo un error medio absoluto de 225,67.

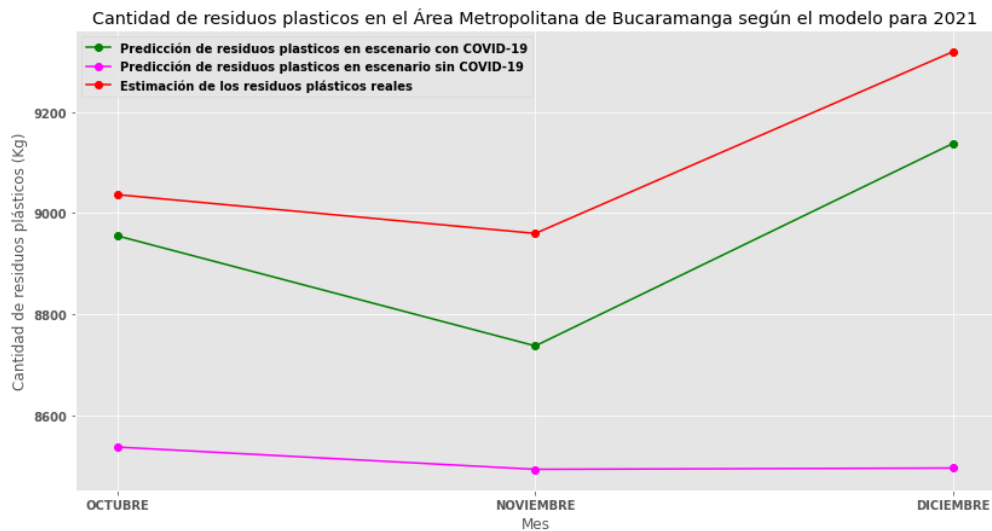
**Figura 17**  
*Simulación de generación de residuos en el AMB*



*Nota.* Cantidad de residuos totales en el AMB según el modelo de octubre a diciembre de 2021.

Finalmente, en la Figura 18 se evidencian las predicciones de generación de residuos plásticos del modelo para el mismo periodo de tiempo y escenarios que los resultados presentados en la Figura 17 obteniendo para este caso un error medio absoluto de 199,00. Los resultados muestran que la simulación en un escenario COVID-19 conduce a un ligero aumento (10%) de la generación de residuos plásticos. Sin embargo, es necesario un análisis más profundo para determinar si en condiciones diferentes estos resultados simulados son significativamente diferentes.

**Figura 18**  
*Simulación de generación de residuos plásticos en el AMB*



*Nota.* Cantidad de residuos plásticos en el AMB según el modelo de octubre a diciembre de 2021.

#### 4.4.3. ESTIMACIÓN DEL IMPACTO AMBIENTAL.

**HUELLA PLÁSTICA:** Para la cantidad total de plástico se usará el promedio predicho por el modelo de generación de residuos: 8983,33 Kg para el escenario con COVID y 8553,33 Kg para el escenario sin COVID.

Una vez definidas las variables de la fórmula, se tiene:

$$Total - (reutilizado + reciclado + reprocesado)$$

Escenario COVID:

$$8983,33 - (60) = 8923,33Kg$$

Escenario sin COVID:

$$8550 - (60) = 8493,33Kg$$

En resumen, para el escenario con COVID la huella plástica tiene un valor de 8923,33 Kg, y para el escenario sin COVID un valor de 8610 Kg.

**FACTORES DE EMISIÓN:** En la Tabla 6 se observa el resultado de todos los factores de emisión para el escenario con COVID, y en la Tabla 7 para el escenario sin COVID. En ambos casos el polietileno es el tipo de plástico que produce la mayor cantidad de emisiones en total, mientras que el PVC es el que menos.

**Tabla 6**

*Factores de emisión (en toneladas) calculados para el escenario con COVID.*

Factor de emisión	Tipo de plástico				
	PET	Polietileno	Polipropileno	Poliestireno	PVC
CO <sub>2</sub>	569,58*10 <sup>4</sup>	578,49*10 <sup>4</sup>	507,47*10 <sup>4</sup>	531,57*10 <sup>4</sup>	483,38*10 <sup>4</sup>
CH <sub>4</sub>	602,32*10 <sup>2</sup>	674,60*10 <sup>2</sup>	674,60*10 <sup>2</sup>	578,23*10 <sup>2</sup>	530,04*10 <sup>2</sup>
NO	228,89*10 <sup>2</sup>	156,61*10 <sup>2</sup>	154,20*10 <sup>2</sup>	166,25*10 <sup>2</sup>	151,79*10 <sup>2</sup>
SO	337,30*10 <sup>2</sup>	218,62*10	144,55*10	278,40*10	236,46*10
Total	5812,66*10 <sup>3</sup>	5870,26*10 <sup>3</sup>	5159,11*10 <sup>3</sup>	5392,95*10 <sup>3</sup>	4904,40*10 <sup>3</sup>

**ESTRATEGIAS DE GESTIÓN DE RESIDUOS PLÁSTICOS:** Una vez aplicado el factor de emisión CO<sub>2</sub> para cada estrategia de gestión, se obtienen los resultados de la Tabla 8.

Como se logra apreciar, la estrategia de gasificación-pirólisis es la que más genera emisiones de CO<sub>2</sub>, mientras que la de vertedero es la que menos. Esto tiene sentido debido a que cuando

**Tabla 7**

*Factores de emisión (en toneladas) calculados para el escenario sin COVID.*

Factor de emisión	Tipo de plástico				
	PET	Polietileno	Polipropileno	Poliestireno	PVC
$CO_2$	$542,14 \cdot 10^4$	$550,63 \cdot 10^4$	$483,09 \cdot 10^4$	$506,03 \cdot 10^4$	$460,16 \cdot 10^4$
$CH_4$	$573,30 \cdot 10^2$	$642,09 \cdot 10^2$	$642,09 \cdot 10^2$	$550,37 \cdot 10^2$	$504,50 \cdot 10^2$
NO	$217,86 \cdot 10^2$	$149,07 \cdot 10^2$	$146,77 \cdot 10^2$	$158,24 \cdot 10^2$	$144,48 \cdot 10^2$
SO	$321,04 \cdot 10^2$	$208,08 \cdot 10$	$137,59 \cdot 10$	$264,99 \cdot 10$	$225,07 \cdot 10$
Total	$5532,69 \cdot 10^3$	$5587,51 \cdot 10^3$	$4911,24 \cdot 10^3$	$5133,81 \cdot 10^3$	$4668,81 \cdot 10^3$

**Tabla 8**

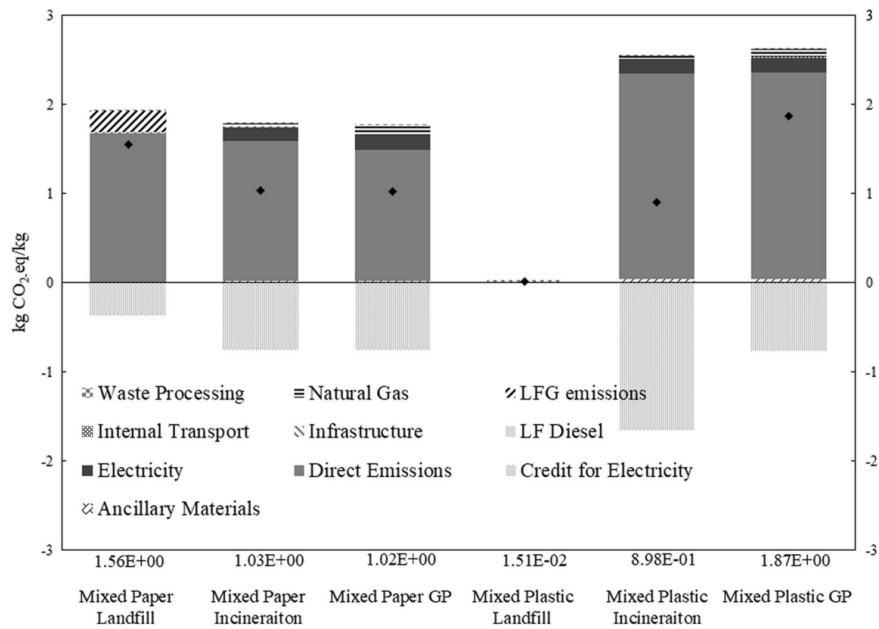
*Emisiones de  $CO_2$  (en toneladas) calculadas dependiendo de la estrategia de gestión.*

Estrategia	Escenario	
	sin COVID	con COVID
Vertedero	$191,17 \cdot 10^3$	$197,86 \cdot 10^3$
Incineración	$119,48 \cdot 10^5$	$123,66 \cdot 10^5$
Reciclaje	$860,30 \cdot 10^4$	$890,40 \cdot 10^4$
Gasificación-pirólisis	$162,12 \cdot 10^5$	$167,80 \cdot 10^5$

los residuos son enviados a un vertedero, las únicas emisiones de  $CO_2$  son dadas por los camiones que recolectan y transportan los residuos. Finalmente, por medio de la Figura 19 se puede evidenciar un alto grado de concordancia entre los resultados obtenidos y demás estudios del estado del arte. En primer lugar, la estrategia de gasificación-pirólisis (Mixed Plastic GP) es la que más emisiones de  $CO_2$  genera, seguida por la estrategia de incineración (Mixed Plastic Incineration), y finalmente por el método de vertedero (Mixed Plastic Landfill).

**Figura 19**

*Comparación de la generación de CO<sub>2</sub> en base a la estrategia de gestión de residuos.*



*Nota.* Tomado del artículo *Life cycle assessment of paper and plastic packaging waste in landfill, incineration, and gasification-pyrolysis* (Demetriou y Crossin, 2019).

#### 4.5. DISCUSIÓN

El principal supuesto del presente trabajo para simular la generación de residuos plásticos es que las poblaciones con diferente estado sanitario (sano/infectado) tienen diferentes tasas de generación de residuos. En concreto, un individuo infectado genera una cantidad de residuos mayor que la generada por un individuo no infectado. Esta suposición se basa en análisis estadísticos: Durante la pandemia, en un día, las tasas de generación fueron incluso hasta 10 veces mayores que las observadas en condiciones normales (Abu-Qudais et al., 2020). Otros análisis informan de un cambio moderado, con una tasa de generación de residuos de 0,6 kg/cama para los pacientes

no infectados, y de 2,5 kg/cama para los pacientes infectados con COVID-19 (Yu et al., 2020). Aunque estas hipótesis están bien establecidas para pacientes en instalaciones médicas, pueden ser una simplificación excesiva para generalizarlas a personas con síntomas más leves. El modelo propuesto también incluye dos subcomponentes para modelar la dinámica de la emergencia sanitaria y la generación de residuos de forma independiente. El modelo RNN se utiliza para caracterizar el comportamiento de la epidemia en una región urbana específica, aprendiendo de los datos históricos asociados. En la previsión de la dinámica de la epidemia, las predicciones y los valores reales son diferentes debido a la longitud de la ventana de observación (tres meses). El modelo consigue captar tendencias generales que se asemejan a lo observado en el periodo de entrenamiento, pero tiene diferencias significativas que se hacen evidentes en puntos de tiempo alejados del inicio de la predicción. También es necesario mencionar que el modelo se entrena utilizando los datos disponibles en el registro histórico anterior al intervalo de tiempo de evaluación. Aunque los efectos de las nuevas variantes, las vacunas y las medidas políticas no se introdujeron explícitamente en el modelo, hay que tener en cuenta que los datos de entrenamiento están adaptados a una región concreta, y es de esperar que el modelo incorpore los efectos de esas variables específicas de forma implícita. Por último, los datos sobre los residuos plásticos durante las emergencias sanitarias son fundamentales para evaluar su impacto medioambiental. Sin embargo, debido a la falta de directrices para adquirir estos datos, a menudo no se dispone de esta información, especialmente en los países en desarrollo. Este trabajo utiliza un modelo integrado para simular el proceso de generación de residuos plásticos durante las emergencias sanitarias, que podría ampliarse y aplicarse posteriormente en otras regiones urbanas y ciudades con condiciones similares al caso de estudio. Los

resultados muestran escenarios plausibles de aumento de residuos plásticos (10 %) en las mencionadas emergencias sanitarias que se asemejan a los datos reales. Además, la previsión del modelo tuvo un error absoluto medio de 0,62 t para los tres meses del intervalo de tiempo de la evaluación.

## **5. SIMULACIÓN PARA ESTIMAR LA GENERACIÓN DE RESIDUOS BIOMÉDICOS**

En esta sección se explicará con detalle esta segunda metodología llevada a cabo. El propósito de esta estrategia es desarrollar un modelo de predicción para estimar la cantidad de residuos biomédicos a partir de tres escenarios de dinámica COVID definidos en base a datos reales y predicciones de un modelo SEIR-D.

### **5.1. CONTEXTO**

La Emergencia sanitaria COVID-19 ha agravado el problema de la gestión de los residuos biomédicos en varias regiones del mundo. Por ejemplo, la Asociación de Residuos Sólidos de América del Norte (SWANA) estima que a finales de abril de 2020 los volúmenes de residuos residenciales en los Estados Unidos alcanzaron un pico nacional aproximadamente un 20,00% más alto de lo normal (Kulkarni y Anantharama, 2020). Asimismo, según los comunicados de prensa de marzo de 2021, la generación de residuos médicos (infecciosos y no infecciosos) aumentó significativamente (+370,00%) en la provincia de Hubei, con una alta proporción de plásticos. Además, entre el 20 de enero y el 31 de marzo de 2020, los residuos médicos acumulados en toda China se estimaron en 207 kt, y en Wuhan los residuos médicos aumentaron de un nivel normal de 40 toneladas por día (t/d) a un pico de 240 t/d, superando la capacidad máxima de incineración en esa ciudad de 49 t/d (Klemeš et al., 2020).

Los residuos biomédicos (BMW) se han convertido en un importante problema emergente

en todo el mundo. Hay una necesidad urgente de planificar, implementar procedimientos y prácticas que se actualicen a varios niveles del plan en lo que respecta a la gestión del BMW asociándolo con la salud del medio ambiente (Chakraborty et al., 2013), la mayoría de estos métodos de gestión de BMW tienen como objetivo evitar la generación de residuos o recuperar la mayor cantidad posible de residuos en lugar de eliminarlos (Datta et al., 2018) por lo que es de vital importancia contar con modelos predictivos que permitan estimar la generación de residuos biomédicos dadas ciertas condiciones iniciales para de esa manera poder trazar planes de acción o mapas de ruta con el objetivo de reducir y recuperar la generación de dichos residuos.

## **5.2. MATERIALES**

**5.2.1. DATASET CON DATOS DE MOVILIDAD DURANTE LA PANDEMIA.** Para el presente estudio se incluyeron datos asociados a los cambios en la movilidad residencial, los lugares de trabajo y el transporte público de los informes de Movilidad Local de Google durante la pandemia COVID-19 (Google, 2022). Este dataset muestra cómo cambian las visitas y la duración de la estancia en diferentes lugares en comparación con una línea de base. Se calculan estos cambios utilizando el mismo tipo de datos agregados que se utilizan para mostrar las horas de mayor afluencia de lugares en Google Maps.

Los cambios de cada día se comparan con un valor de referencia para ese día de la semana. La línea de base es el valor medio, para el día de la semana correspondiente, durante el período de 5 semanas del 3 de enero al 6 de febrero de 2020. Los datos muestran las tendencias a lo largo de varios meses, con los datos más recientes representados hace aproximadamente 2-3 días, que es el tiempo que se tarda en producir los datasets.

**5.2.2. DATASET COVID-19 Y RESIDUOS BIOMÉDICOS EN REGIONES DE LA INDIA.** Para este estudio se construyó un conjunto de datos con valores diarios de generación de residuos biomédicos para 5 estados/uniones del país indio, cuyo número de habitantes es similar al de la región colombiana del Área Metropolitana de Bucaramanga, tomando los informes mensuales disponibles de la Junta Central de Control de la Contaminación (CPCB) del Ministerio de Medio Ambiente, Bosques y Cambio Climático de la India de toneladas de generación de residuos biomédicos COVID-19 desde junio de 2020 hasta diciembre de 2021 (India Central Pollution Control Board, 2021).

Para hacer frente a la pandemia de COVID-19 y su influencia en el aumento de la generación de residuos biomédicos (BMW), el CPCB publicó directrices para la gestión, el tratamiento y la eliminación de los residuos generados por los pacientes de COVID-19. Estas directrices incluyen la notificación de los residuos biomédicos por parte de las instalaciones comunes de tratamiento y eliminación de residuos biomédicos a través de un programa informático llamado “COVID19BWM” que está a disposición del público. (India Central Pollution Control Board, 2020)

Para el componente de dinámica de COVID-19 del conjunto de datos se añadieron datos diarios sobre individuos infectados y fallecidos para cada uno de los estados y uniones territoriales de la India. Los datos utilizados proceden de los informes diarios a nivel mundial del Repositorio de Datos COVID-19 del Centro de Ciencia e Ingeniería de Sistemas (CSSE) de la Universidad Johns Hopkins (Dong et al., 2020). De igual forma, se procesaron los datos incluyendo un filtro de media móvil con una ventana de 7 días para reducir el ruido y mejorar los resultados del modelo.

**5.2.3. DATASET COVID-19 Y RESIDUOS BIOMÉDICOS EN EL ÁREA METROPOLITANA DE BUCARAMANGA.** Para los datos de casos y muertes por COVID-19 en el Área Metropolitana de Bucaramanga (AMB), un conjunto de datos diseñado por el gobierno colombiano fue usado, que incluye todos los casos positivos de COVID-19 para cada municipio de Colombia. Para cada fila correspondiente a un caso, se presenta la ubicación, el género, el estado, la fecha de notificación, la fecha de muerte, entre otros datos de la persona infectada. Para el análisis del presente trabajo, sólo se tuvieron en cuenta las columnas “Nombre del municipio”, “Fecha de notificación” y “Fecha de defunción”, ya que con ellas es posible calcular el número de casos y defunciones por día en cada municipio del AMB, lo cual es fundamental para alimentar posteriormente la red LSTM.

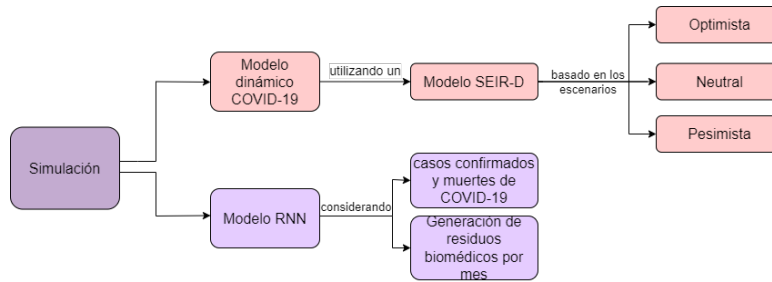
Por otro lado, los datos de residuos biomédicos se obtuvieron de una empresa de recolección de residuos de la ciudad de Bucaramanga llamada “DESCONT S.A.”. Además, se incluyeron los datos asociados a los cambios en la movilidad residencial, los lugares de trabajo y el transporte público de los informes de Movilidad Local de Google en COVID-19 (de la misma manera que los estados de la India) (Google, 2022).

1. <https://www.datos.gov.co/Salud-y-Proteccion-Social/Casos-positivos-de-COVID-19-en-Colombia/gt2j-8ykr>

**5.2.4. MÉTODOS.** El modelo de simulación consta con dos componentes integrados: un componente de modelado de la dinámica de la emergencia sanitaria (COVID-19) y un componente de estimación de la generación de residuos biomédicos (Figura 20).

**Figura 20**

*Diagrama del modelo implementado.*



**5.2.4.1. ANÁLISIS PRELIMINAR: REGRESIÓN LINEAL.**

Se realizó un modelo de regresión lineal para hacer un análisis de la asociación entre las variables de entrada (casos y muertes confirmadas COVID-19, e indicadores de movilidad de Google - residencial, lugares de trabajo y estaciones de tránsito) respecto a la variable de salida (residuos biomédicos - BMW). El modelo sigue la ecuación presentada en 4.

$$BMW = \beta_0 + \beta_1 * Casos + \beta_2 * Muertes + \beta_3 * Mov.Residencial + \beta_4 * Mov.Trabajo + \beta_5 * Mov.Estaciones + e \tag{4}$$

Donde  $\beta_n$  son los coeficientes y “e” el promedio de los residuos (o error).

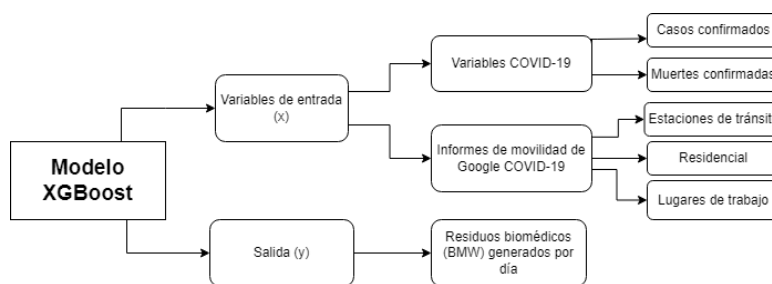
**5.2.4.2. MODELO XGBOOST.**

Luego, para el componente de estimación de residuos biomédicos se implementó el algoritmo XGBoost (Figura 21), el cual es un modelo de regresión por árboles de decisión diseñado para ser altamente eficiente, flexible y portable, e implementa algoritmos de aprendizaje automático bajo el framework del Gradient Boosting. Éste permite la entrada de variables predictoras como casos y muertes de COVID-19 confirmadas por

día, y ciertos índices de movilidad (residencial, lugares de trabajo y estaciones de tránsito) (Google, 2022), para lograr predecir la variable de residuos biomédicos. Cabe aclarar que el modelo predice datos para el mismo día en el que se predice, es decir, se le ingresan los datos de las 5 variables mencionadas para cierto día, y se predice la cantidad de residuos biomédicos para ese mismo día.

**Figura 21**

*Diagrama con las entradas y salidas del modelo XGBoost. Éste modelo hace predicciones de  $x$  días teniendo únicamente en cuenta las variables de entrada de dichos  $x$  días.*



**5.2.4.3. MODELO LSTM.** Posteriormente y con el objetivo de desarrollar un mo-

delo mucho más completo, se implementó una red neuronal recurrente (RNN) para la predicción de dichos residuos biomédicos, las cuales son un tipo de red neuronal que se adaptan de forma natural al procesamiento de datos de series temporales y otros datos secuenciales, dado que están diseñadas para extraer la información contextual definiendo las dependencias entre varias franjas de tiempo. La RNN consta de numerosas capas recurrentes sucesivas, y estas capas se modelan secuencialmente con el fin de mapear la secuencia con otras secuencias. La RNN tiene una gran capacidad para captar los datos contextuales de la secuencia. Sin embargo, las claves contextuales en la estructura de la red son estables y se utilizan eficazmente para lograr el proceso de clasificación de datos (Kumaraswamy, 2021).

Con el fin de predecir los residuos biomédicos en base a ciertas variables de COVID y movilidad se utilizó un tipo de RNN llamado “Memoria a corto plazo” (Long short-term memory en inglés, cuya sigla es LSTM). Introducido por Cho et al. (Cho et al., 2014) en 2014, LSTM tiene como objetivo resolver el problema de gradiente de fuga que viene con una red neuronal recurrente estándar. LSTM también puede considerarse como una variación de la RNN porque ambas están diseñadas de forma similar y, en algunos casos, producen resultados igualmente excelentes. Este modelo se basa en las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned}
 i_t &= \sigma(w_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\
 f_t &= \sigma(w_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \\
 o_t &= \sigma(w_o[h_{t-1}, x_t] + b_o)
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

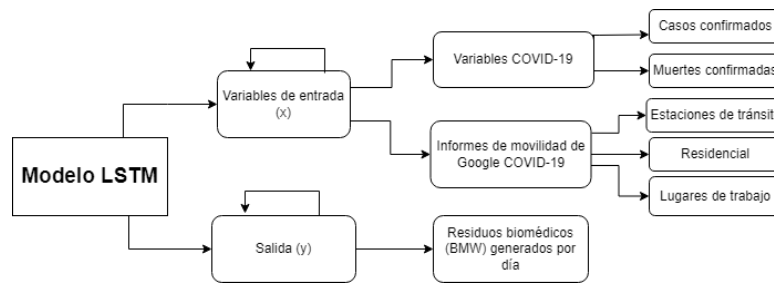
Donde  $i_t$  representa la puerta de entrada,  $f_t$  la puerta de olvido (forget gate),  $o_t$  la puerta de salida,  $\sigma$  la función sigmoide,  $w_x$  el peso para la respectiva puerta  $x$  de las neuronas,  $h_{t-1}$  la salida del bloque LSTM previo,  $x_t$  la entrada en la hora actual, y  $b_x$  los sesgos para la respectiva puerta  $x$ .

Al igual que el modelo XGBoost, la LSTM multivariable utilizada (Figura 22) permite la entrada de variables como los casos confirmados, las muertes por día, y algunos índices de movilidad (Google, 2022) calculados durante la pandemia (residencial, lugares de trabajo y estaciones de tránsito). Con estas variables, el modelo pretende predecir los residuos biomédicos en una ventana temporal concreta, pero su diferencia con el XGBoost radica en que sólo toma como referencia 7

días de entrada para la inicialización del modelo, y a partir de ahí se va a realimentando con los datos que va prediciendo. Dicho comportamiento es más conveniente, ya que nos permite hacer predicciones más largas con una menor cantidad de datos.

**Figura 22**

*Diagrama con las entradas y salidas del modelo LSTM. Las capas de la red cuentan con un componente de realimentación, las cuales toman en cuenta lo predicho anteriormente para realizar una nueva predicción.*



**5.2.4.4. MODELO SEIR-D.** Para el componente de dinámica (COVID-19) se implementó un modelo epidemiológico compartimental SEIRD, el cual es aplicado para el modelado matemático de enfermedades infecciosas y permiten dividir a los individuos de una población  $N$  en cinco compartimentos: Susceptibles (S), Expuestos (E), Infectados (I), Recuperados (R) y Fallecidos (D), que se rigen por el siguiente conjunto de ecuaciones diferenciales ordinarias:

$$\begin{aligned}
 \frac{dS}{dt} &= -\frac{\beta SI}{N}, \\
 \frac{dE}{dt} &= \frac{\beta SI}{N} - \sigma E \\
 \frac{dI}{dt} &= \sigma E - \gamma I - \mu I \\
 \frac{dR}{dt} &= \gamma I \\
 \frac{dD}{dt} &= \mu I
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

$$N = S + E + I + R + D
 \tag{7}$$

Donde  $\beta$  es la tasa efectiva de contacto,  $\sigma$  es el periodo de incubación estimado de la enfermedad,  $\gamma$  es la duración de la enfermedad o tasa de recuperación,  $\mu$  es la tasa de mortalidad debida a la enfermedad, y  $R_0$  es la transmisión de la enfermedad o número básico de reproducción.

Teniendo en cuenta la variabilidad de las tendencias y las diferentes dinámicas del COVID-19, se propusieron escenarios pesimistas, neutros y optimistas basados en los datos históricos del AMB. Los parámetros de cada uno de los escenarios se definieron optimizando los mínimos cuadrados de los datos residuales entre las simulaciones iniciales y los datos históricos en función de si había un número elevado de casos para el escenario pesimista, un número medio de casos para el escenario neutro o un número bajo de casos para el escenario optimista. La Tabla 9 muestra los parámetros optimizados para cada escenario.

**Tabla 9**

*Parámetros definidos para los escenarios*

Escenario	R0	$\beta$	$\sigma$	$\gamma$	$\mu$
Optimista	1,4	0,121	0,001	0,083	2,21E-10
Neutral	1,99	0,173	0,002	0,043	1,39E-04
Pesimista	1,07	6,755	0,815	6,274	-2,28E-04

**5.2.5. MÉTRICAS DE DESEMPEÑO DE LOS MODELOS PREDICTIVOS.**

Con el objetivo de evaluar los modelos descritos y verificar la calidad de sus predicciones, se utilizaron métricas como el error cuadrático medio y error medio absoluto descritas en la sección (4.2.3).

**5.3. RESULTADOS**

**5.3.1. RESULTADOS ANÁLISIS PRELIMINAR.** Luego de implementar el modelo (Figura 23), se observa que la variable que más está contribuyendo de forma positiva son las muertes por COVID-19, con un coeficiente de 0,0184, lo cual denota un aumento en los residuos biomédicos cada vez que hayan más muertes. Por otro lado, la variable que más afecta de manera negativa son el índice de movilidad residencial, con un coeficiente de -0,0225. Esto indica que entre mayor sea la movilidad residencial (más gente en sus casas), menor será la cantidad de residuos biomédicos recolectados.

**Figura 23**

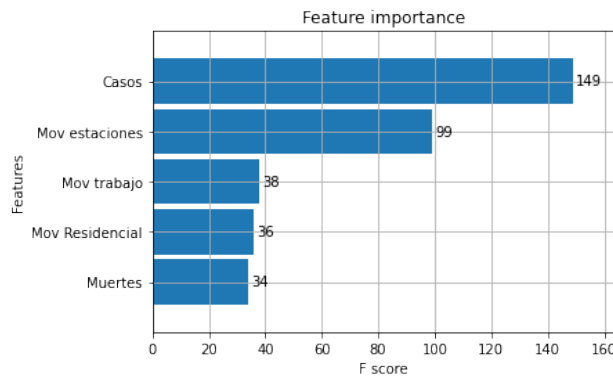
*Resultados del modelo de regresión lineal, que involucra las variables de entrada y salida utilizadas en los modelos posteriores.*

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	BMW	R-squared:	0.784			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.782			
Method:	Least Squares	F-statistic:	404.5			
Date:	Mon, 25 Jul 2022	Prob (F-statistic):	1.02e-182			
Time:	18:20:04	Log-Likelihood:	-390.27			
No. Observations:	563	AIC:	792.5			
Df Residuals:	557	BIC:	818.5			
Df Model:	5					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	1.8921	0.073	26.009	0.000	1.749	2.035
Casos	0.0019	0.000	16.932	0.000	0.002	0.002
Muertes	0.0184	0.004	4.651	0.000	0.011	0.026
Mov_Residencial	-0.0225	0.009	-2.631	0.009	-0.039	-0.006
Mov_trabajo	0.0017	0.002	0.786	0.432	-0.002	0.006
Mov_estaciones	-0.0132	0.001	-12.045	0.000	-0.015	-0.011
Omnibus:	113.125	Durbin-Watson:	0.218			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	240.794			
Skew:	1.085	Prob(JB):	5.15e-53			
Kurtosis:	5.357	Cond. No.	1.70e+03			

**5.3.2. RESULTADOS MODELOS PREDICTIVOS MULTIVARIABLES.** Inicialmente, se realizó un análisis de la importancia de cada característica en la predicción de los residuos biomédicos mediante el modelo XGBoost, obteniendo los resultados de la Figura 24. Como se logra observar, tanto los casos confirmados de COVID-19 como el índice de movilidad de estaciones de tránsito tienen un alto impacto en la predicción de dichos residuos. Por otro lado, la variable con menor impacto son las muertes por COVID-19.

**Figura 24**

*Importancia de las variables de entrada en la predicción de los residuos biomédicos usando el modelo XGBoost.*



Luego, a la hora de evaluar la predicción de los residuos biomédicos en el AMB el XGBoost obtuvo un error cuadrático medio de 0,2551 para los 3 meses predichos, obteniendo los resultados presentados en la Figura 25. Como se logra observar, el comportamiento de este modelo es deficiente, lo cual puede deberse a que en ese período de predicción hay una bajada de residuos biomédicos nunca antes vista en la ventana de entrenamiento.

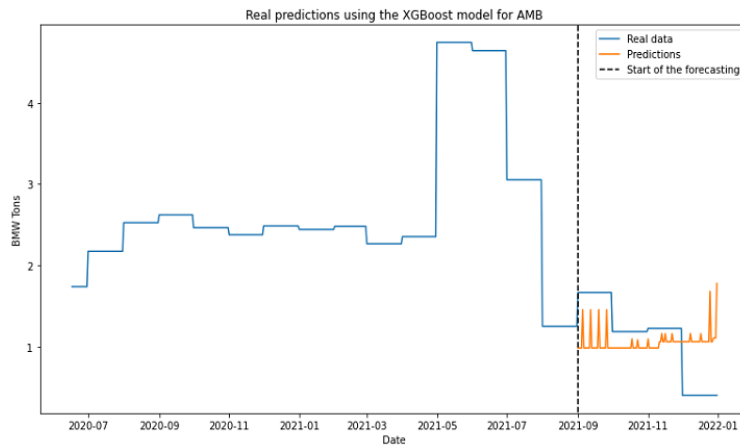
Por otro lado, la Tabla 10 muestra los resultados del modelo LSTM basado en su error cuadrático medio. Para el estudio se tomaron 5 estados de la India cuyo número de habitantes es similar al AMB. Como se puede apreciar, la región con mejores y peores resultados fue Nagaland y el AMB respectivamente. La razón por la que el estado de Nagaland obtuvo tan bajo error es debido a que en el periodo predicho sus residuos biomédicos se mantuvieron constantes, por lo que los datos reales son una línea recta. Por otro lado, la causa principal de los malos resultados en la región AMB es que el modelo no ha visto antes una bajada tan pronunciada en la cantidad de residuos biomédicos, por lo que es muy difícil de predecir.

**Tabla 10***Resultados de la métrica MSE para los modelos LSTM.*

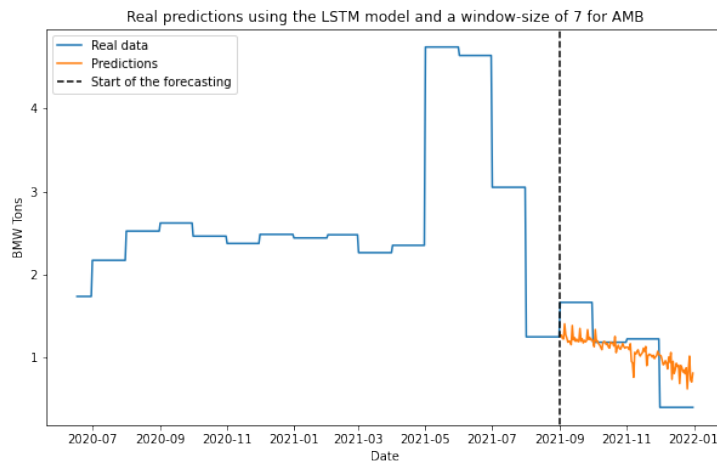
Región	window-size		
	7	14	28
Puducherry	0,025368	0,140410	0,152633
Goa	0,030012	0,025989	0,007791
Manipur	0,018458	0,012636	0,016037
Nagaland	5,403496E-05	8,69878E-06	2,12439E-07
Mizoram	0,001639	0,000436	0,000371
AMB	0,118639	0,231682	0,915509

Más específicamente, los resultados obtenidos en el caso de estudio del AMB se presentan en la Figura 26, obteniendo un error cuadrático medio de 0,1186 toneladas en promedio para los 3 meses predichos, usando el modelo con 7 días de ventana.

**Figura 25**  
*Resultados del modelo XGBoost para el AMB.*



**Figura 26**  
*Resultados del modelo LSTM para el AMB.*



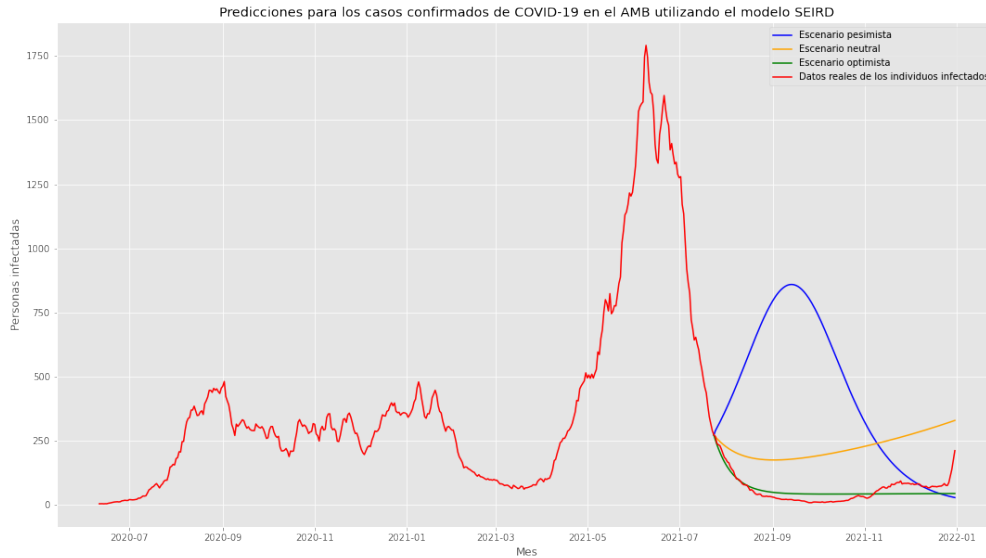
**5.3.3. MODELO INTEGRADO SEIR-D.** Una vez definidos los parámetros de la

Tabla 9, se hicieron las predicciones con el modelo SEIR-D obteniendo los resultados de la Figura 27 y 28. Como se logra observar, el escenario pesimista tiene un pico de infectados en septiembre de 2021, los casos y muertes del escenario neutral van aumentando a través del tiempo, y ambas

variables se mantienen constantes para el escenario optimista.

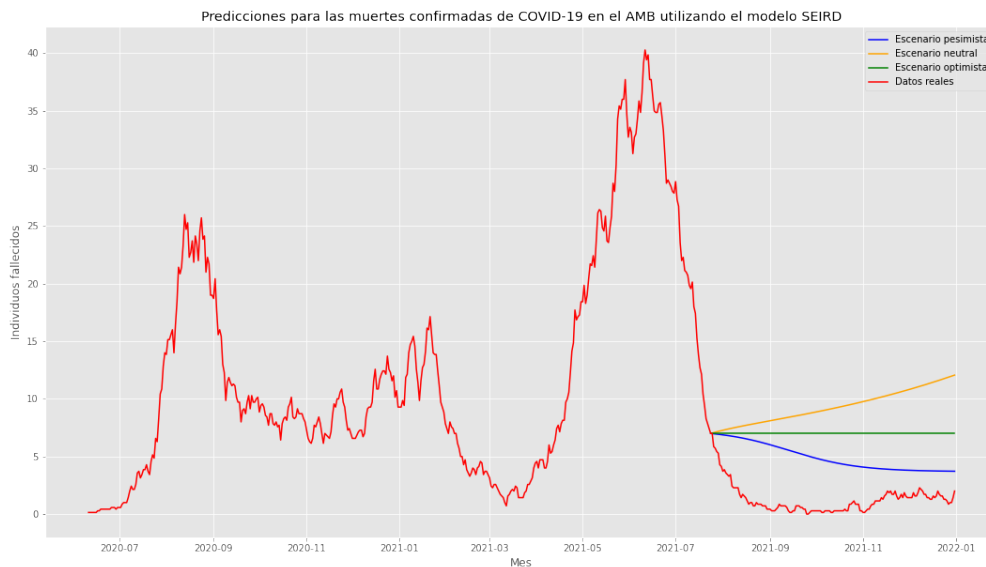
**Figura 27**

*Predicciones del modelo SEIRD para los casos confirmados de COVID-19 en el AMB.*



**Figura 28**

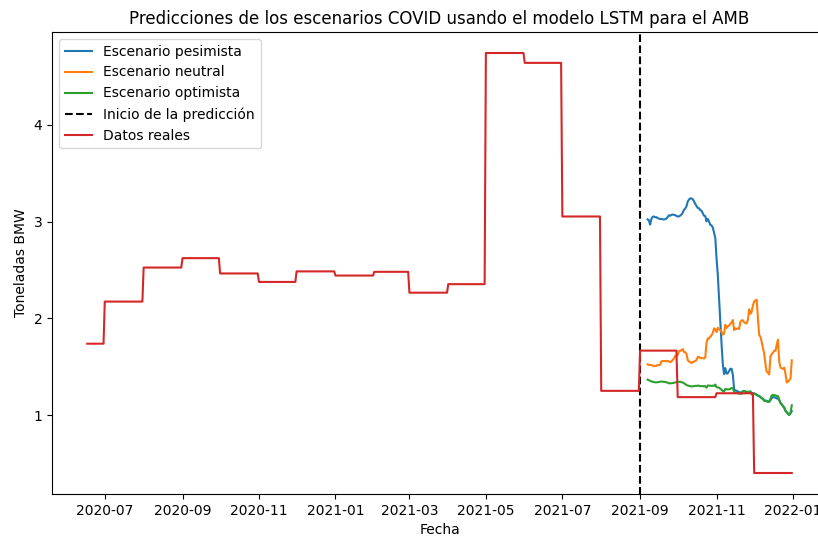
*Predicciones del modelo SEIRD para las muertes confirmadas de COVID-19 en el AMB.*



Los casos y muertes predichos por el modelo SEIR-D se usaron como datos de entrada

para la red LSTM presentada en la Figura 26, mientras que para los indicadores de movilidad se dejaron los datos reales. En la Figura 29 se evidencian las predicciones para los diversos escenarios propuestos, las cuales cumplen con lo esperado: el escenario pesimista produce la mayor cantidad de residuos biomédicos en el pico de casos COVID de septiembre de 2021 visto en la Figura 27, el escenario neutral es el segundo con más residuos los cuales van aumentando a medida que aumentan los casos y muertes COVID, y finalmente el escenario optimista es bastante constante y tiene la menor cantidad de residuos biomédicos.

**Figura 29**  
*Resultados del modelo LSTM para los tres escenarios COVID-19 definidos en el Área metropolitana de Bucaramanga.*



#### 5.4. CONSIDERACIONES FINALES

En este trabajo se planteó y desarrolló de forma exitosa un modelo epidémico ampliamente utilizado para modelar la transmisión de enfermedades contagiosas (SEIRD) como eslabón inicial

para simular el proceso de generación de residuos biomédicos plásticos. El modelo SEIRD permite establecer diferentes escenarios (pesimista, neutral y optimista) para el desarrollo de una emergencia sanitaria. La salida del modelo compartimental SEIRD se alimenta a los modelos recurrentes multivariantes que son capaces de estimar tasas de generación de residuos plásticos que son consistentes con los valores históricos observados en una región geográfica específica. Los resultados de la simulación demuestran que las redes neuronales recurrentes capturan con éxito las características asociadas al sistema sanitario de un lugar concreto durante una emergencia sanitaria. También, los resultados muestran que las redes recurrentes son más precisas que métodos de regresión como XGBoost. Estos resultados pueden ser explicados por el hecho de que las redes recurrentes integran de forma efectiva información de varios días. También encontramos en el análisis realizado con los modelos de regresión, que efectivamente las variables asociadas a la dinámica COVID-19, o en general aquellas relacionadas al desarrollo de una emergencia sanitaria, pueden influir de forma notoria en la generación de residuos plásticos.

Finalmente, se debe hacer notar que los modelos podrían ser más precisos si los datos de recolección de residuos de plástico tuvieran una mayor periodicidad, por ejemplo diaria. Así, en este trabajo se hace notoria la necesidad de que gobiernos y organizaciones estatales asignen mayores recursos y mejores políticas para la recolección de datos relacionados con la recolección de residuos. Información detallada en este aspecto permitiría diseñar estrategias óptimas para el

manejo de residuos en general, incluyendo los residuos plásticos.

## 6. CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS

El presente trabajo se enfocó en el desarrollo de simulaciones que integran estrategias de aprendizaje máquina para el modelamiento de complejos sistemas como los que se observan en la generación de residuos plásticos durante emergencias sanitarias. A partir de los modelos presentados y los resultados obtenidos en el presente trabajo de grado, subrayamos las siguientes conclusiones:

En este trabajo se realizó un planteamiento orientado a la integración de la inteligencia artificial y el modelado matemático, por lo cual, se desarrollaron dos modelos diferentes que generaron resultados aceptables según las validaciones propuestas. Teniendo en cuenta lo anterior, se concluye que el proceso de integración de los modelos matemáticos (como SEIR-D o modelos de generación de residuos) y el aprendizaje profundo pueden llevar a modelar fenómenos complejos. Sin embargo, experimentos más extensos y rigurosos son necesarios para asegurar la validez de estos enfoques. De igual forma, el estado del arte y los dos modelos presentados evidencian la gran cantidad de enfoques aplicables desde el campo computacional y de la ingeniería de sistemas para el modelado y predicción de temas relacionados con la generación de residuos en situaciones de emergencia sanitaria como el COVID-19.

De manera más puntual:

Al momento de comenzar el desarrollo de este trabajo investigativo, se evidenció una escasez de estudios relacionados con el tema de discusión tanto a nivel mundial como a nivel continental y nacional. En la actualidad, a pesar de que últimamente se han llevado a cabo más trabajos relacionados, la gran mayoría acoge como caso de estudio regiones altamen-

te desarrolladas, pobladas y ajenas al continente sudamericano. Por lo tanto, este estudio pretende contribuir al estado del arte para las futuras investigaciones realizadas sobre la problemática de la generación y gestión de residuos plásticos y sanitarios en situaciones de emergencia sanitaria en regiones en vías de desarrollo.

Los resultados del modelo de generación de residuos implementado en la primer metodología muestran escenarios plausibles de aumento de residuos plásticos (10%) en las mencionadas emergencias sanitarias, las cuales se asemejan a los datos reales. Además, la predicción del modelo tuvo un error absoluto medio de 0,62 toneladas para los tres meses del intervalo de tiempo de la evaluación.

En la evaluación del impacto ambiental dependiendo de la estrategia de gestión de residuos se halló que la gasificación-pirólisis es la que más genera emisiones de  $CO_2$ , mientras que la de vertedero es la que menos. Esto tiene sentido dado a que cuando los residuos son enviados a un vertedero, las únicas emisiones de  $CO_2$  son causadas por los camiones que recolectan y transportan los residuos.

En base a la simulación de la generación de residuos plásticos, se encontró que el tipo de plástico que produce la mayor y menor cantidad de emisiones en total es el polietileno y el PVC respectivamente. Por otro lado, para el escenario con COVID la huella plástica tuvo un valor de 8923,33 Kg, y para el escenario sin COVID un valor de 8493,33 Kg.

En el análisis realizado con el modelo de regresión lineal y XGBoost, se evidenció que las variables asociadas a la dinámica COVID-19, o en general aquellas relacionadas al desarrollo

de una emergencia sanitaria (como los índices de movilidad), pueden influir de forma notoria en la generación de residuos biomédicos, los cuales a su vez contienen plásticos en una alta proporción.

En general, tanto los modelos XGBoost como LSTM pueden considerarse herramientas útiles para modelar dependencias complejas entre diferentes variables asociadas a emergencias sanitarias. Exploración adicional, podría requerir aumentar la cantidad de datos con los que se entrenan los modelos, así como realizar un ajuste de los hiperparámetros. Asimismo, se podrían emplear nuevos modelos de series de tiempo, como ARIMA, Holt-Winters, Prophet, otros tipos de redes neuronales recurrentes, etc.

Un problema clave en el desarrollo del proyecto fue la poca disponibilidad de datos de recolección de residuos, sobretodo en países en vías de desarrollo. Esto causó que los modelos sólo tuvieran como referencia datos mensuales en cuanto a los residuos biomédicos, los cuales reducen la capacidad de predicción de los modelos al no tener suficientes datos disponibles en la etapa de entrenamiento. Por lo tanto, este trabajo evidencia la necesidad de que los gobiernos y organizaciones estatales mejoren su política de recolección de datos en relación a la recolección de residuos, puesto que esta información permitiría diseñar estrategias óptimas para el manejo de residuos plásticos.

Por último, esperamos que gracias a los aportes mencionados, el presente trabajo sirva como base para llevar a cabo futuras investigaciones ante problemáticas emergentes que requieran el uso de metodologías compatibles como las desarrolladas en esta tesis.

### Referencias Bibliográficas

- Abu-Qudais, H., Al-Ghazo, M., y Al-Ghazo, E. (2020). Statistical analysis and characteristics of hospital medical waste under novel coronavirus outbreak. *Global Journal of Environmental Science and Management*, 6:21–30.
- Agency, U. E. P. (2020). Documentation for greenhouse gas emission and energy factors used in the waste reduction model (warm).
- Bieda1, B. y Grzesik, K. (2017). Application of stochastic approach based on monte carlo simulation for life cycle inventory of the rare earth elements in beneficiation rare earth waste from the gold processing: case study. *International Conference on Advances in Energy Systems and Environmental Engineering*, 22(18).
- Borduas, N. y Donahue, N. M. (2018). Chapter 3.1 - The Natural Atmosphere. In Török, B. y Dransfield, T., editors, *Green Chemistry*, pages 131–150. Elsevier.
- Boucher, J. y Billard., G. (2019). The challenges of measuring plastic pollution. *Field Actions Science Reports*.
- Brooks, A., Jambeck, J., y Mozo-Reyes, E. (2020). Plastic Waste Management and Leakage in Latin America and the Caribbean. Reporte técnico, Inter-American Development Bank.
- Chakraborty, S., Veeregowda, B., Gowda, L., Sannegowda, S. N., Tiwari, R., Dhama, K., y Singh, S. V. (2013). Biomedical waste management. *Interaction*, 2013:12–02.

- Cho, K., van Merriënboer, B., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., y Bengio, Y. (2014). Learning phrase representations using rnn encoder-decoder for statistical machine translation.
- Chowdhury, T., Chowdhury, H., Rahman, M. S., Hossain, N., Ahmed, A., y Sait, S. M. (2022). Estimation of the healthcare waste generation during COVID-19 pandemic in Bangladesh. *Science of The Total Environment*, 811:152295.
- Datta, P., Mohi, G., y Chander, J. (2018). Biomedical waste management in india: Critical appraisal. *Journal of Laboratory Physicians*, 10(1):006–014.
- de Medio Ambiente y Salud Pública (MASP) y Greenpeace Colombia, C. J. (2019). Situación actual de los plásticos en colombia y su impacto en el medio ambiente.
- de Recicladores Bello Renacer, C. (2021). Indicadores de aprovechamiento por tipo de material.
- Demetrious, A. y Crossin, E. (2019). Life cycle assessment of paper and plastic packaging waste in landfill, incineration, and gasification-pyrolysis. *Journal of Material Cycles and Waste Management*, 21(4):850–860.
- Dong, E., Du, H., y Gardner, L. (2020). An interactive web-based dashboard to track COVID-19 in real time. *The Lancet Infectious Diseases*, 20(5):533–534. Publisher: Elsevier.
- Eionet (2021). Etc/wmge report 3/2021: Greenhouse gas emissions and natural capital implications of plastics (including biobased plastics). *Eionet Portal*.

- Fan YV, Klemes JJ, W. T. y B., B. (2020). Implementing circular economy in municipal solid waste treatment system using p-graph. *Science of the Total Environment*, 701.
- Galbadage, T., Peterson, B. M., y Gunasekera, R. S. (2020). Does COVID-19 Spread Through Droplets Alone? *Frontiers in Public Health*, 8. Publisher: Frontiers.
- Geyer, R. (2020). Chapter 2 - production, use, and fate of synthetic polymers. pages 13–32.
- Google (2022). Covid-19 community mobility reports.
- Hanandeh, A. E. y El-Zein, A. (2010). Life-cycle assessment of municipal solid waste management alternatives with consideration of uncertainty: SIWMS development and application. *Waste Management*, 30(5):902–911.
- India Central Pollution Control Board (2020). *COVID-19 Biomedical Waste Tracking App COVID19BWM*.
- India Central Pollution Control Board (2021). Covid-19 biomedical waste management status.
- INS (2020). Casos positivos de covid-19 en colombia.
- ISO (2006). *ISO 14040:2006(E) Environmental management: Life cycle assessment – Principles and framework*.
- Javeriya, S. y Govind, P. (2013). A review of plastic waste management strategies. *International Research Journal of Environment Sciences*, 2.

- Jolliet O., Margni M., C. R. e. a. (2003). Impact 2002+: A new life cycle impact assessment methodology. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 324.
- Kannangara, M., Dua, R., Ahmadi, L., y Bensebaa, F. (2017). Modeling and prediction of regional municipal solid waste generation and diversion in canada using machine learning approaches. *Waste Management*, 74:3–15.
- Klemeš, J. J., Fan, Y. V., Tan, R. R., y Jiang, P. (2020). Minimising the present and future plastic waste, energy and environmental footprints related to covid-19. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 127:109883.
- Kulkarni, B. N. y Anantharama, V. (2020). Repercussions of covid-19 pandemic on municipal solid waste management: Challenges and opportunities. *Science of The Total Environment*, 743:140693.
- Kumaraswamy, B. (2021). 6 - Neural networks for data classification.
- Kutralam-Muniasamy, G., Pérez-Guevara, F., Elizalde-Martínez, I., y Shruti, V. C. (2020). Review of current trends, advances and analytical challenges for microplastics contamination in Latin America. *Environmental Pollution*, 267:115463.
- Lewis, D. (2022). Why the WHO took two years to say COVID is airborne. *Nature*, 604(7904):26–31.
- Long Nghiem, Branwen Morgan, E. D. y Short, M. (2020). The covid-19 pandemic: Considera-

tions for the waste and wastewater services sector. *Case Studies in Chemical and Environmental Engineering*, 1.

Martínez-Reyes, A., Quintero-Araújo, C. L., y Solano-Charris, E. L. (2021). A Decision Support Tool for the Location Routing Problem During the COVID-19 Outbreak in Colombia. In Rossit, D. A., Tohmé, F., y Mejía Delgadillo, G., editors, *Production Research*, volume 1408, pages 33–46. Springer International Publishing, Cham. Series Title: Communications in Computer and Information Science.

Nuraiti Tengku Izhar, T. y Voon May, Y. (2020). Life cycle analysis of plastic packaging. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 616:012036.

Patrício Silva, A. L., Prata, J. C., Walker, T. R., Campos, D., Duarte, A. C., Soares, A. M., Barcelò, D., y Rocha-Santos, T. (2020). Rethinking and optimising plastic waste management under covid-19 pandemic: Policy solutions based on redesign and reduction of single-use plastics and personal protective equipment. *Science of The Total Environment*, 742:140565.

Rafew, S. M. y Rafizul, I. M. (2021). Application of system dynamics model for municipal solid waste management in khulna city of bangladesh. *Waste Management*, 129:1–19.

Rinne, M., Elomaa, H., Porvali, A., y Lundström, M. (2021). Simulation-based life cycle assessment for hydrometallurgical recycling of mixed lib and nimh waste. *Resources, Conservation and Recycling*, 170:105586.

Superservicios (2021a). Informe sectorial de la actividad de aprovechamiento 2020.

Superservicios (2021b). Reporte de toneladas de residuos sólidos que ingresan al sitio de disposición final.

Superservicios (2021c). Reporte de toneladas en estaciones de clasificación y aprovechamiento ECAS.

Walker, S. y Rothman, R. (2020). Life cycle assessment of bio-based and fossil-based plastic: A review. *Journal of Cleaner Production*, 261:121158.

WHO, W. (2020). Water, sanitation, hygiene, and waste management for SARS-CoV-2, the virus that causes COVID-19.

Yoro, K. O. y Daramola, M. O. (2020). Chapter 1 - CO<sub>2</sub> emission sources, greenhouse gases, and the global warming effect. In Rahimpour, M. R., Farsi, M., y Makarem, M. A., editors, *Advances in Carbon Capture*, pages 3–28. Woodhead Publishing.

Yu, H., Sun, X., Solvang, W. D., y Zhao, X. (2020). Reverse Logistics Network Design for Effective Management of Medical Waste in Epidemic Outbreaks: Insights from the Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) Outbreak in Wuhan (China). *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(5):1770. Number: 5 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

Zheng, J. y Suh, S. (2019). Strategies to reduce the global carbon footprint of plastics. *Nature Climate Change*, 9:374–378.

Área Metropolitana de Bucaramanga (2021). Plan de acción consolidado 2021 v2.

## Apéndices

### **Apéndice A. Datos históricos asociados a la gestión de residuos plásticos y al impacto de la pandemia en la salud pública**

En el presente anexo se describirán las diversas fuentes de datos utilizadas en la realización de este proyecto.

#### **Casos y muertes confirmadas de COVID-19**

Para los datos de casos y muertes por COVID-19 en el Área Metropolitana de Bucaramanga (AMB), se utilizó un conjunto de datos diseñado por el Instituto Nacional de Salud (INS, 2020) de Colombia, que incluye todos los casos positivos de COVID-19 para cada municipio de Colombia.

Para cada fila correspondiente a un caso, se presenta la ubicación, el género, el estado, la fecha de notificación, la fecha de muerte, entre otros datos de la persona infectada.

Por otro lado, los datos de casos y muertes por COVID-19 de los estados de la India proceden de los informes diarios a nivel mundial del Repositorio de Datos COVID-19 del Centro de Ciencia e Ingeniería de Sistemas (CSSE) de la Universidad Johns Hopkins [dong;interactive2020](https://github.com/CSSEGISandData/COVID-19).

#### **Datos de movilidad de Google**

Se incluyeron datos asociados a los cambios en la movilidad residencial, los lugares de trabajo y el transporte público de los informes de Movilidad Local de Google en COVID-19 (Google, 2022).

#### **Cantidad de residuos plásticos y biomédicos**

En primer lugar, los datos de residuos totales y aprovechables del AMB se obtuvieron gracias a reportes mensuales que genera la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios, en los

cuales detallan cuántas toneladas de residuos ingresan a los rellenos sanitarios de toda Colombia (Superservicios, 2021b). Por otro lado, los datos de residuos biomédicos fueron otorgados por una empresa de recogida de residuos de la ciudad de Bucaramanga llamada “DESCONT S.A.”, la cual se contactó para la obtención de estos datos.

Además, los datos de residuos biomédicos de los estados de la India fueron tomados de los informes mensuales disponibles de la Junta Central de Control de la Contaminación (CPCB) del Ministerio de Medio Ambiente, Bosques y Cambio Climático de la India desde junio de 2020 hasta diciembre de 2021 (India Central Pollution Control Board, 2021).

## **Apéndice B. Productos de investigación**

En el presente anexo se presentarán los productos de investigación resultado del desarrollo de este trabajo.

**WasteEng22:** Se participó en la “9th International Conference on Engineering for Waste and Biomass Valorisation - WasteEng22” con el póster titulado “SIMULATION MODEL TO EVALUATE THE ENVIRONMENTAL IMPACT OF PLASTIC WASTE DURING THE SANITARY EMERGENCY DUE TO COVID-19 IN URBAN REGIONS OF DEVELOPING COUNTRIES”.

**PRES22:** Se participará en la “25th Conference on Process Integration for Energy Saving and Pollution Reduction – PRES’22” con el full paper titulado ‘Computer Aided Assessment of Impact of Plastic Waste During COVID-19 Pandemic in Urban Areas of Developing Countries’.

**Chemical Engineering Transactions** David F. Rojas, Nicolás Galvan, David E. Romo, Viatcheslav V. Kafarov. “Computer Aided Assessment of Impact of Plastic Waste During COVID-19 Pandemic in Urban Areas of Developing Countries”. Sometido y aceptado en la revista Chemical Engineering Transactions (CET).