

## Optimización de rutas en la recolección de residuos tecnológicos

### Optimisation of technological waste collection routes

Miguel López, Andrea Villagra, Daniel Pandolfi.  
milopez@uaco.unpa.edu.ar, avillagra@uaco.unpa.edu.ar, dpandolfi@uaco.unpa.edu.ar

Laboratorio de Tecnologías Emergentes (LabTEM)  
Instituto de Tecnología Aplicada (ITA) - Unidad Académica Caleta Olivia  
Universidad Nacional de la Patagonia Austral - Santa Cruz - Argentina

Recibido: 01/08/2022.

### RESUMEN

La creciente demanda en el uso las tecnologías de la información y comunicación han revolucionado nuestra vida cotidiana, sin embargo, han contribuido a aumentar las preocupaciones ambientales y sociales. La aceleración de factores como el agotamiento y escasez de recursos, daños ambientales, uso de agua y energía, y un incremento insostenible de desechos tecnológicos en zonas urbanas, se ha convertido en una preocupación para el gobierno. El sostenimiento del ritmo de consumo depende de estrategias que permitan el reciclaje de los desechos y el fortalecimiento de una economía circular realizando un cambio sistémico, en la investigación y la innovación, tanto tecnológica como logística.

Dada la importancia de la recolección y transporte de los residuos, abordamos en este trabajo la programación de la logística de recolección de residuos tecnológicos que corresponde al problema de enrutamiento de vehículos (*Vehicle Routing Problem, VRP*). Se aplican dos metaheurísticas poblaciones, el algoritmo genético celular (en inglés, *Cellular Genetic Algorithm – cGA*) y el algoritmo de Optimización basada en Colonia de Hormigas (en inglés, *Ant Colony Optimization - ACO*) usados en la generación de recorridos óptimos para la recolección de estos residuos. Además, se utilizan instancias de las ciudades de Caleta Olivia y Comodoro Rivadavia con diferentes escenarios de recolección. El algoritmo ACO muestra la obtención de las mejores rutas (las que minimizan los kilómetros recorridos) comparadas con las obtenidas por cGA. Se realizan análisis estadísticos que confirman estos resultados.

**Palabras clave:** Problema de Ruteo de Vehículos; Metaheurísticas; Optimización; Residuos Tecnológicos.

### ABSTRACT

The growing demand for the use of information and communication technologies has not only revolutionized our daily lives but it has also contributed to increasing environmental and social concerns. Accelerating factors such as resource depletion and scarcity, environmental damage, use of water and energy, and an unsustainable increase in technological waste in urban areas have become a concern for the government. Sustaining the pace of consumption depends on strategies that enable the recycling of waste and the strengthening of a circular economy through systemic change, research, and innovation, both technological and logistical.



Given the importance of waste collection and transportation, in this paper we address the scheduling of technological waste collection logistics corresponding to the Vehicle Routing Problem (VRP). We show the application of two population metaheuristics, the Cellular Genetic Algorithm (cGA) and the Ant Colony Optimization (ACO) algorithm used in the generation of optimal routes for the collection of this waste. Real instances from the cities of Caleta Olivia and Comodoro Rivadavia with different collection scenarios are used. The ACO algorithm shows the best routes that minimize the kilometers traveled when compared to those obtained by cGA. Statistical analyses are carried out to confirm these results.

**Keywords:** Vehicle Routing Problem; Metaheuristics; Optimisation; Technological Waste.

## INTRODUCCIÓN

El ritmo y la forma en que consumimos ha cambiado con la hiperconexión, la vida de los aparatos cada vez es más corta y la obsolescencia planificada no ayuda. Argentina registra un promedio de entre 10 y 12 kilos de residuos de aparatos eléctricos y electrónicos (RAEE) o bien e-waste o WEEE (en inglés, *Waste Electrical and Electronic Equipment*) por habitante por año, lo que representa unas 500.000 toneladas anuales, de las cuales menos del 10% es reutilizada, según datos de la Asociación Civil Basura Cero<sup>1</sup>. Estos desechos electrónicos están compuestos por una variedad de materiales como aluminio, cobre, plástico, oro, metales, plata y también contienen materiales como plomo, mercurio, cromo y antimonio, que al no ser manipulados cuidadosamente pueden resultar tóxicos y peligrosos tanto al medio ambiente como a la salud pública<sup>2</sup>.

La generación de estos residuos es un problema global con implicaciones importantes en sectores como el ambiental, económico y social, debido a su rápido crecimiento con respecto al consumo mundial de los dispositivos eléctricos y electrónicos. Lo anterior se evidencia en el informe del observatorio mundial de los residuos electrónicos de la Organización de las Naciones Unidas (ONU), publicado en (Baldé et al., 2017), el cual estimó que, durante el año 2016 los países del mundo generaron en total 44,7 millones de toneladas métricas (Mt) de residuos electrónicos, de las cuales solo el 20% (8,9 Mt) fueron adecuadamente recolectadas y recicladas. El mismo informe refleja que el 80% restante de los residuos no se encontraba documentado, pero se estimó que el 4% (1,7 Mt) fueron arrojadas a la basura y del porcentaje restante, 76% (34,1 Mt), se desconoce su paradero, suponiendo que probablemente fueron arrojadas, comercializadas o recicladas en condiciones no adecuadas.

A pesar de que actualmente muchos países cuentan con legislaciones medioambientales, y se han establecidos convenios para regular el manejo de los RAEE, los esfuerzos por su manejo aún son insuficientes (Casas et al., 2015).

En América Latina solamente unos pocos países tienen proyectos de ley específicos sobre la gestión de los desechos electrónicos. En la mayoría de los casos, la gestión de los residuos electrónicos está regulada en la legislación general de residuos peligrosos. Actualmente se

---

<sup>1</sup> <https://www.centrobasuracero.com.ar/>

<sup>2</sup> EcoComputo. Reporte de la Generación de Residuos Eléctricos y Electrónicos en el planeta. 2018. Recuperado de <http://ecocomputo.com/noticias/consulta-el-reporte-de-la-generación-de-residuos-eléctricos-y-electrónicos-en-el-planeta>

debaten políticas públicas específicas o directrices técnicas, que aún deben pasar por el proceso legislativo o ser implementadas.

En Argentina, algunas provincias tienen legislación específica RAEE, por ejemplo, la provincia de Buenos Aires desde 2011. Un marco legislativo nacional para el *e-waste* ha sido discutido en el parlamento durante algunos años. Los principios generales de gestión de residuos del país están en línea con los principios de la Convención de Basilea (1990). Además, la propia Constitución garantiza el derecho a un medio ambiente sano, equilibrado y adecuado para el desarrollo humano, e insta a las autoridades a aplicar esta disposición y aumentar la conciencia y la educación. Recientemente, se han puesto en marcha diversas iniciativas que significan un avance en materia de *e-waste*.

Las actividades en la recolección de residuos se pueden agrupar en cinco etapas correspondientes al ciclo de vida de los residuos: generación, recolección y transporte, transformación, tratamiento y eliminación final (Nesmachnow et al. 2018, Ghiani et al. 2012). El costo de la recolección y transporte de residuos representa entre el 60 y el 80% de los costes totales del Sistema de Gestión de Residuos (SGR), que es el factor crítico en el gasto fiscal de los SGR, y por esta razón las mejoras en este campo representan un importante papel en el ahorro del gasto municipal (Babae Tirkolae et al. 2019).

La recolección de residuos tecnológicos puede asociarse al conocido problema de enrutamiento de vehículos, Dantzig y Ramser (1959). Existen diferentes variantes del VRP, que incluyen restricciones adicionales y la incorporación de múltiples variables. En este artículo trabajamos la variante de VRP con capacidad limitada (CVRP), en el que cada vehículo tiene una capacidad uniforme de un único artículo. Se han propuesto diferentes técnicas para su resolución tanto exactas, heurísticas y metaheurísticas (Laporte et al. 2000, Asih et al. 2017).

El objetivo de este trabajo es optimizar las rutas de recorrido para la recolección de residuos tecnológicos y para ello se propone estudiar la aplicación de dos metaheurísticas poblacionales que han tenido muy buenos resultados en problemas de optimización que son el algoritmo genético celular y el algoritmo de optimización basado en Colonia de Hormigas. Además, para no visitar contenedores de residuos que no están llenos, se propone un sistema de contenedor inteligente que informe el nivel de llenado. De esta manera el algoritmo planificador de las rutas únicamente generará un recorrido con aquellos contenedores que deben ser vaciados y de esa manera evitará realizar recorridos innecesarios. Se utilizan escenarios de las ciudades de Caleta Olivia (Santa Cruz) y Comodoro Rivadavia (Chubut).

El artículo está organizado de la siguiente manera: la Sección 1 presenta una revisión de la literatura, la Sección 2 describe el problema de ruteo de vehículos. La Sección 3 presenta una propuesta de contenedor inteligente. La Sección 4 muestra la descripción de los algoritmos utilizados para resolver el problema, la Sección 5 describe las instancias, los experimentos realizados y resultados obtenidos. Finalmente, la Sección 6 presenta las conclusiones y trabajos futuros.

## 1. REVISION DE LA LITERATURA

La complejidad de muchos problemas optimización discreta del mundo real está asociada con grandes espacios de búsqueda, demandas de rendimiento de tiempo real y ambientes



dinámicos que no pueden ser resueltos por métodos exactos en tiempo razonable. Esto ha promovido al desarrollo de nuevos enfoques conocidos como metaheurísticas. Estas, son métodos que integran de diversas maneras, procedimientos de mejora local y estrategias de alto nivel para crear un proceso capaz de escapar de óptimos locales y realizar una búsqueda robusta en el espacio del problema. En particular, las soluciones a problemas de planificación de rutas reales requieren enfoques específicos que puedan manejar tanto la complejidad intrínseca como la incertidumbre de configuración. Las principales ventajas de las metaheurísticas son su adaptabilidad a las características del problema y su conocimiento del mismo problema para encontrar una solución.

El problema de recolección de residuos ha sido abordado por numerosos autores con diversas técnicas, tanto por medio de métodos heurísticos como exactos. En particular se encuentran artículos dedicados a la recolección de residuos sólidos urbanos y en nuestro país (Argentina) se encuentran trabajos aplicados a instancias reales como en Bonomo et al. (2009) donde implementan modelos de programación matemática para la recolección de residuos en la zona sur de la Ciudad de Buenos Aires. Además, trabajos de optimización de rutas y desgaste de los vehículos en Bonomo et al. (2012) y Bertero, F. (2015), optimización de recursos en Bianchetti, M. (2015) y se proponen modelos de ruteo de vehículos con balanceo de distancias entre las distintas rutas para diseñar los recorridos de los recolectores informales de residuos reciclables (Cavallin et al. 2014).

Boussaïd et al. (2013), realizaron un estudio de un grupo de metaheurísticas de optimización. En particular, detallamos aquellas inspiradas en las metáforas del comportamiento de enjambre en la naturaleza, este enfoque es conocido como Inteligencia Colectiva, (SI, *Swarm Intelligent*). Ejemplos de SI son Optimización de Colonias de Hormigas, la Optimización de Cúmulo de Partículas (PSO, *Particle Swarm Optimization*), la Optimización de Forrajeo Bacteriano (BFOA, *Bacterial Foraging Optimization Algorithm*), Optimización de Colonias de Abejas (BCO, *Bee Colony Optimization*), Sistemas Inmunes Artificiales (AIS, *Artificial Immune Systems*) y Optimización Basada en Biogeografía (BBO, *Biogeography-Based Optimization*). Los algoritmos basados en SI se han aplicado con éxito a la resolución de VRP y sus variantes. Una de las características más importantes de estos métodos se ve en su capacidad para adaptarse a la instancia y la consistencia resultante observada al aplicar cambios leves en el modelo y los parámetros del problema. Por lo tanto, es común adaptar enfoques a diferentes contextos en los problemas del mundo real, con relativamente pocos cambios mientras se adaptan perfectamente a las características encontradas en los problemas de planificación de rutas.

En cuanto a la recolección de residuos tecnológicos en países de Europa y Asia existen varios métodos, entre ellos recolección en puntos fijos, recolección de residuos móvil como de reciclaje en la vereda o en puntos móviles situados en zonas frecuentadas, o bajo demanda cuando se solicita la recolección de RAEE (Gu et al., 2019, Nowakowski et al. 2018). La tarea de recolección por demanda requiere el uso de algoritmos de inteligencia artificial para la optimización de las rutas de los vehículos y el número de éstos, ya que se trata de un problema típico de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) (Toth y Vigo, 2014). Las restricciones adicionales que se producen en la práctica empresarial (por ejemplo, capacidad máxima de carga útil del vehículo, capacidad de carga útil, aceptación de diferentes tipos de equipos por parte de los vehículos, heterogeneidad de los RAEE y de la flota, posible necesidad de descargar los residuos y continuar la recolección de residuos) obligan a ampliar el modelo clásico del VRP. Los problemas de carga de contenedores y los problemas de encaminamiento y carga de vehículos se analizaron un estudio de Nowakowski et al. (2017). Mar-Ortiz et al. (2013) analizan los problemas de enrutamiento de vehículos con cargas

divididas y ventanas de fecha para los RAEE utilizando el procedimiento de búsqueda adaptativa aleatoria codiciosa.

Yi et al. (2019), aplican para este problema el algoritmo de Harmoby Search (HS) y muestran que no requiere valores iniciales para las variables de decisión y, en comparación con algunas metaheurísticas populares, impone menos requisitos matemáticos y puede adaptarse fácilmente a diferentes problemas (Lee y Geem, 2005).

Por otra parte, Nowakowski et al. (2020) proponen un algoritmo con inteligencia artificial que obtiene resultados muy promisorios. En (Szwarc et al., 2021) se presenta un novedoso método con Algoritmos Evolutivos y Meméticos, que encuentran rutas promisorias proporcionando mejores resultados que los obtenidos con las metaheurísticas descritas en la literatura disponible. En Sun et al. (2020) analizan diferentes variantes de la recolección de RAEE como modelos de negocio con posibles oportunidades para las empresas de reciclaje. Esto indica el creciente interés del posible uso de las Tecnologías de la Información y la comunicación para una amplia aplicación en la sociedad. La adquisición de datos sobre el tipo, número y volumen de residuos, incluida la ubicación del punto de recolección y las ventanas de tiempo de acceso, crean nuevas oportunidades y desafíos para las empresas de recolección de residuos.

A pesar de la adaptación de diferentes metaheurísticas para resolver problemas derivados del VRP, entendemos que existen todavía desafíos por abordar en cuanto a la recolección de residuos tecnológicos y el uso de sistemas inteligentes, Internet de las cosas y plataformas basadas en la web, entre otras tecnologías.

## 2. PROBLEMA DE RUTEO DE VEHÍCULOS

El VRP es uno de los problemas más conocidos y desafiantes en la programación lineal entera y es parte de los problemas llamados NP-Hard (Lenstra y Kan, 1981), que son los problemas que no se pueden resolver en un tiempo polinomial. El tiempo y esfuerzo computacional requerido para resolver este problema aumenta exponencialmente respecto al tamaño del problema. Por esta razón se han ideado algoritmos que no garantizan optimalidad, pero que logran entregar buenas soluciones a estos problemas difíciles de resolver como lo son las heurísticas y metaheurísticas.

En la actualidad el problema de recolección o distribución de productos a partir de un depósito original (punto de origen) y una cantidad de clientes con una demanda por atender, juega un papel importante en empresas logísticas ya que deben planificar inteligentemente las rutas de manera tal que signifiquen considerables ahorros en costos tales como: el consumo de combustible, horas hombre, entre otros; que ayudarán a una mejor rentabilidad para los negocios hoy en día. En relación con una creciente sensibilidad ambiental los problemas de enrutamiento de vehículos presentan una extensa disponibilidad bibliográfica de los problemas de enrutamiento verde de vehículos (GVRP). Los diferentes tipos de problemas de enrutamiento de VRP en logística inversa, describen perfectamente la complejidad en los casos del mundo real.

En este artículo trabajamos la variante CVRP, en el que cada vehículo tiene una capacidad uniforme de un único artículo. Definimos el CVRP sobre un grafo no dirigido  $G = (V, E)$  donde  $V = \{v_0, v_1, \dots, v_n\}$  es un conjunto de vértices y  $E = \{(v_i, v_j) / v_i, v_j \in V, i < j\}$  es un conjunto de ejes.

El vértice  $v_0$  es el depósito, y es desde donde  $m$  vehículos de capacidad  $Q$  deben abastecer a todas las ciudades o clientes, representados por un conjunto de  $n$  vértices  $\{v_1, \dots, v_n\}$ . Definimos en  $E$  una matriz  $C = (c_{ij})$  de costo, distancia o tiempo de viaje no negativos entre los clientes  $v_i$  y  $v_j$ . Cada cliente  $v_i$  tiene una demanda no negativa de artículos  $q_i$  y tiempos de entrega  $\delta_i$  (tiempo necesario para descargar todos los artículos). Siendo  $v_1, \dots, v_m$  una partición de  $V$ , una ruta  $R_i$  es una permutación de los clientes en  $V_i$  especificando el orden en el que se visitan, comenzando y terminando en el depósito  $v_0$ . El costo de una ruta dada  $R_i = \{v_0, v_1, \dots, v_{k+1}\}$ , donde  $v_j \in V$  y  $v_0 = v_{k+1} = 0$  (0 indican el depósito), viene dada por la ecuación (1):

$$Cost(R_i) = \sum_{j=0}^k c_{i,j+1} + \sum_{j=0}^k \delta_j \quad (1)$$

y el costo de la solución al problema ( $S$ ) es:

$$FCVRP(S) = \sum_{i=1}^m Cost(R_i) \quad (2)$$

El CVRP consiste en determinar un conjunto de  $m$  rutas (i) de costo total mínimo - como especifica la ecuación (2); (ii) empezando y terminando en el depósito  $v_0$ ; de forma que (iii) cada cliente es visitado una sola vez por un sólo vehículo, sujeto a las restricciones (iv) de que la demanda total de cualquier ruta no exceda  $Q(\sum_{v_j \in R_i} q_j \leq Q)$ ; y (v) la duración total de cualquier ruta no supera el límite preseleccionado  $D(Cost(R_i) \leq D)$ . Todos los vehículos tienen la misma capacidad y transportan el mismo tipo de artículo. El número de vehículos puede ser un valor de entrada o una variable de decisión. En este trabajo, la longitud de las rutas se minimiza independientemente del número de vehículos utilizados.

### 3. PROPUESTA: DISEÑO DE CONTENEDORES INTELIGENTES

Tecnológicamente, la revolución introducida por las tecnologías IoT (Internet of Things) nos permiten conectar a Internet (o a redes privadas) cualquier objeto, eléctrico o no que pueda ser adosado de inteligencia electrónica, que funcionaba de manera autónoma, sin interacción con el resto del mundo más allá de la física y netamente manual. Estas tecnologías nos permiten actualmente poder realizar el monitoreo y control de dichos dispositivos a través de internet, lo cual nos permite en el mayor de los casos no estar absolutamente pendiente de sus acciones.

Hoy en el mercado existe una amplia oferta de sensores y hardware de captura de información, pero se debe determinar cómo los conectamos a las plataformas de procesamiento. Una alternativa es utilizar el Wi-Fi, pero esta red está sujeta a cortes de diversos orígenes lo cual puede dejar el sistema sin servicio. La opción de la red móvil tiene igualmente sus limitaciones: por un lado, GPRS y EDGE (2G) con muy poca capacidad para datos, y por el otro 3G/4G que tienen un alto costo, tanto de conexión como de implementación. Entonces surge la tecnología LPWAN (*Low Power Wide Area Network*) que a diferencia de las demás está especialmente diseñada para soportar una red de sensores inalámbricos. Aunque también tiene sus desventajas, resulta la tecnología más eficiente para este trabajo.

LoRa (*Longe Range*) (Marais et al., 2017) es una red de la familia LPWAN que permite la comunicación inalámbrica entre objetos conectados a Internet, generalmente objetos que incluyen sensores. El propósito de que determinados objetos transmitan información que toman de su alrededor, es el de analizar estos datos y tratarlos para poder ofrecer mejores servicios, en el caso de este proyecto, para poder realizar una recolección de residuos tecnológicos óptima.

Existen diversas alternativas de hardware que puede utilizarse, en este trabajo se ha optado por utilizar el chip ESP8266 D1. Cada contenedor contará con un sensor: HC-SR04 (Wijaya et al., 2017), para obtener valores en tiempo real del nivel de llenado del contenedor. La información obtenida será utilizada por cGA y ACO para determinar que contenedores deben vaciarse y por lo tanto deben ser visitados. Es decir, se genera la ruta que recorrer solamente con aquellos contenedores que lo requieran. Para el diseño de la red se considera utilizar LoRa.

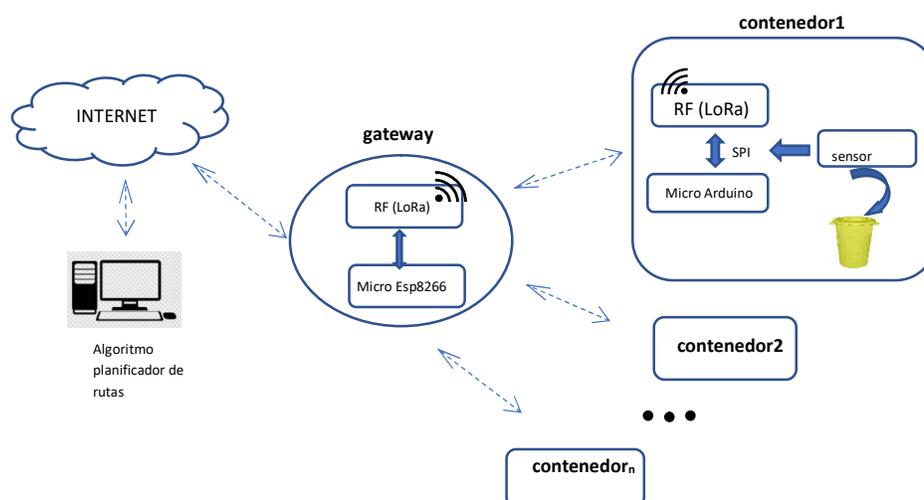


Figura 1 Propuesta de diseño de contenedores inteligentes

La Figura 1 resume la estructura propuesta donde se puede observar que para el control del nivel de llenado de cada contenedor se propone utilizar un sensor ultrasónico conectado a un Arduino UNO y un shield LoRa. Luego como Gateway se utilizará un microcontrolador ESP8266, un shield LoRa que publicará los resultados obtenidos los que serán tomados por el algoritmo planificador de rutas (cGA y ACO).

#### 4. ALGORITMOS APLICADOS AL CVRP

En esta sección se presenta una descripción de los algoritmos aplicados a la resolución de CVRP para la recolección de residuos tecnológicos. El algoritmo genético celular y el algoritmo de Optimización basada en colonia de Hormigas.

##### 4.1 Algoritmo cGA

El cGA (Alba y Dorronsoro, 2009) es una clase particular de metaheurística y una subclase de los Algoritmos Genéticos. Tienen una población estructurada espacialmente, es decir, los individuos de la población pueden aparearse solo con sus vecinos. Los cGAs, se diseñaron inicialmente para trabajar en máquinas paralelas, formadas por muchos procesadores que

ejecutaban simultáneamente las mismas instrucciones sobre diferentes datos (máquinas SIMD - El primer modelo de cGA fue propuesto por Robertson (1987) y fueron inicialmente desarrollados para trabajar en máquinas paralelas, y más tarde se fueron adaptando para funcionar también en máquinas de procesamiento secuencial.

---

### Algoritmo 1 cGA

---

```

1: Para  $i \leftarrow 1$  a  $MAX\_PASOS$  hacer
2:   Para  $x \leftarrow 1$  a  $ANCHO$  hacer
3:     Para  $y \leftarrow 1$  a  $ALTO$  hacer
4:       vecinos  $\leftarrow$  CalculaVecinos (rejilla_cGA, individuo(x,y));
5:       padre1  $\leftarrow$  individuo(x,y);
6:       padre2  $\leftarrow$  selección(vecinos);
7:       hijo  $\leftarrow$  Recombinacion (rejilla_cGA,  $P_c$ , padre1, padre2);
8:       hijo  $\leftarrow$  Mutacion (rejilla_cGA,  $P_m$ , hijo);
9:       Evaluación(hijo)
10:      Añadir (rejilla_cGA, individuo(x,y), hijo);
11:     FinPara
12:   FinPara
13: FinPara
14: fin procedimiento

```

---

En el Algoritmo 1, se presenta el pseudocódigo de un cGA estándar. Comienza con una poblacional inicial generada aleatoriamente. Luego se aplican iterativamente los operadores genéticos (selección, recombinación, mutación y reemplazo) a cada individuo hasta que se alcance la condición de finalización. La población se estructura en una rejilla toroidal de dos dimensiones (*rejilla\_cGA*) y el vecindario definido contiene cinco individuos (línea 4). El individuo que se está considerando (*individuo(x,y)*) siempre es seleccionado como primer padre (línea 5). El segundo padre se selecciona con Selección por Torneo (línea 6). Se aplican los operadores genéticos (recombinación y mutación) a los individuos (líneas 7 y 8). Se utiliza aquí un operador de cruce de dos puntos (DPX1) es cual produce un solo individuo (que contiene la porción más grande del mejor padre) y el operador tradicional de mutación binaria (intercambio de un bit). Luego, el algoritmo calcula el valor de calidad del nuevo individuo, es decir del hijo (línea 9) y lo inserta en la población, reemplazando al individuo actual (línea 10) siguiendo la política de reemplazo definida.

### 4.2 Algoritmo ACO

El algoritmo ACO (Dorigo et al., 1996) fue propuesto por como metaheurística inspirada en el comportamiento de una colonia de hormigas en el proceso de forrajeo y aplicado principalmente para resolver problemas de optimización combinatoria. Este enfoque fue propuesto inicialmente como método para resolver el clásico problema del viajante de comercio (*Traveling Salesman Problem*).

En general en ACO, hay una colonia de  $m$  hormigas (artificiales) que se mueven concurrente y asincrónicamente, a través de los estados adyacentes del problema. Se utiliza una regla de transición para realizar este movimiento, la que se basa en la información local disponible en los arcos del grafo que representa el problema (los nodos representan las ciudades y los arcos los caminos que unen las ciudades). Se utiliza una regla de transición para realizar este

movimiento, la que se basa en la información local disponible en los arcos del grafo que representa el problema. Para guiar la búsqueda, esta información contiene tanto la información heurística ( $\eta_{ij}$ ) y los rastros de feromona ( $\tau_{ij}$ ) asociados a cada arco ( $i, j$ ). Las hormigas depositan feromona al transitar por un arco mientras construyen una solución (actualización en línea paso a paso de los rastros de feromona). Después que las  $m$  hormigas generan una solución, se deposita una cantidad de feromona en los arcos de la mejor solución conocida (actualización en línea a posteriori de los rastros de feromona), de esta forma se guía la búsqueda de soluciones en el siguiente ciclo.

---

### Algoritmo 2 ACO

---

```

1: inicializacion_de_parametros ();
2:   mientras (criterio no satisfecho)
3:     mientras (población de hormigas)
4:       crear_soluciones ();
5:       para (cada solución)
6:         Preparar hormigas
7:         Inicializar los recorridos de las hormigas
8:         Evaluar solución
9:       fin para
10:    fin mientras (población de hormigas)
11:    actualizar_feromonas ();
12:  fin mientras (criterio no satisfecho)

```

---

El pseudocódigo de ACO se muestra en el Algoritmo 2. El primer paso consiste en la inicialización de los parámetros como los rastros de feromonas, factor de evaporación, número de hormigas y factores de información heurística (línea 1). Durante la construcción de la solución, cada hormiga debe decidir, a través de la regla de transición probabilística, ya sea para explorar nuevas conexiones o explotar las que ya han sido visitadas por otras hormigas (línea 4). Cada solución generada es una secuencia de nodos que ha sido visitado por una hormiga. Por tanto, las hormigas deben iniciar su recorrido desde algún nodo del grafo. Este nodo inicial se elige al azar para todas las hormigas en la colonia (línea 6). El camino de cada hormiga comienza desde un nodo aleatorio del grafo y termina cuando todos los nodos del grafo han sido visitados solo una vez. El orden de las visitas de los nodos en camino depende de las decisiones del algoritmo (líneas 7 y 8). Cuando todas las hormigas terminan su recorrido, se ejecuta una rutina global (fuera de línea), que se encarga de actualizar los rastros de feromonas de hormigas que el algoritmo considera las mejores soluciones. Esta actualización de la feromona se realiza primero evaporando los rastros de feromonas en todas las conexiones utilizadas por la mejor hormiga global y luego en la misma ruta que se depositaron las nuevas feromonas (líneas 11).

## 5. INSTANCIAS, EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

En esta sección se describen las instancias utilizadas, los experimentos realizados para resolver el problema y se analizan los resultados.

## 5.1 Instancias generadas para la recolección de residuos tecnológicos

Hemos trabajado con dos instancias correspondientes a dos ciudades distintas, en las que se realizará la recolección de residuos tecnológicos. La primera instancia corresponde a la ciudad de Caleta Olivia y la segunda instancia a la ciudad de Comodoro Rivadavia.

En ambas ciudades se realizará una recolección de residuos estacionaria y se definieron tres escenarios distintos de 75, 105 y 150 puntos de recolección de residuos tecnológicos, ubicados en lugares con disponibilidad para su gestión en la ciudad de Caleta Olivia y cuatro escenarios para la ciudad de Comodoro Rivadavia con 75, 105, 150 y 200 puntos de recolección. En ambos casos los lugares corresponden a centros educativos o gubernamentales de cada una de las ciudades. En Figura 2 se muestra la distribución de 75 lugares de recolección para la ciudad de Comodoro Rivadavia y Caleta Olivia.

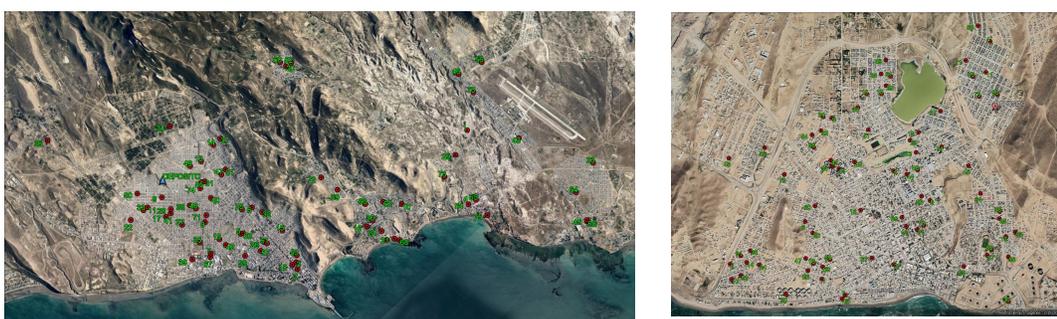


Figura 2 Distribución de 75 lugares de recolección en las ciudades de Comodoro Rivadavia (izquierda) y Caleta Olivia (derecha)

Tabla 1: Vehículos de recolección de e-waste

Tipo de Vehículo	Peso de la carga	Cubicaje Máximo (m <sup>3</sup> )	Costo x Km (US\$)	Consumo Medio (l/km)	Capacidad en Contenedores	Automatización Carga y Descarga
VH1	Hasta 1,5 Toneladas	16 m <sup>3</sup>	1,38	0,30	71	Manual 6 min – 2 min
VH2	Hasta 2,5 Toneladas	22 m <sup>3</sup>	1,48	0,38	97	Semiautomático 4 min – 2 min
VH3	Hasta 4.5 Toneladas	32 m <sup>3</sup>	2,67	0,48	142	Automático 4 min – 1 min

En cada uno de los puntos de recolección existen contenedores de igual tamaño con un volumen de 0,225 m<sup>3</sup>. Los vehículos utilizados para la recolección poseen capacidades distintas y tienen diferentes características. El primer vehículo denominado VH1 soporta una carga de hasta 1,5 toneladas y cubicaje de 16 m<sup>3</sup>, el costo promedio por *km* recorrido es de 1,38 US\$, tiene un consumo de 0,30 litros de gasoil por *km* recorrido, tiene una capacidad de carga máxima de 71 contenedores y su carga y descarga es de tipo manual requiriendo 6 y 2 minutos respectivamente. De igual manera se detallan todos los vehículos en la Tabla 1.

## 5.2 Experimentos y resultados

La parametrización utilizada en ACO para la población se fijó en 50 hormigas y el máximo de iteraciones en 10.000, la evaporación global  $p(ro)$  en 0,1, la evaporación local ( $fi$ ) en 0,1 y el valor inicial de feromona  $T$  ( $tau$ ) 0,0335. Para cGA la población se fijó en 100 individuos (soluciones) y el número máximo de iteraciones en 5000. La recombinación utilizada es DPX1, con una aplicación de probabilidad establecida en 1.0; la mutación utilizada es entera con una probabilidad de aplicación establecida en  $1 / L$  donde  $L =$  longitud de la solución. Finalmente, el criterio de reemplazo es "Si no es peor" con un reemplazo síncrono. Los valores utilizados para los parámetros se han establecido en base a experimentaciones realizadas y trabajos anteriores.

Todos los algoritmos se implementaron en Java y se realizaron 30 ejecuciones independientes de cada algoritmo sobre un procesador Intel i7 2.60 GHz, con 8GB de RAM sobre Windows 10. En este trabajo, los mejores valores están marcados en negrita. En todos los experimentos se han analizado las condiciones que deben cumplirse para utilizar pruebas paramétricas y pruebas no paramétricas para el análisis estadístico con un error de probabilidad de  $p = 0,05$  utilizando Python 3.7.

Para el análisis de resultados se comparan los algoritmos propuestos para determinar si algunos de ellos muestran mejor calidad en los resultados (función de optimización) para cada uno de los escenarios propuestos. Para ello, se analizarán la mediana obtenida de las 30 ejecuciones para los 9 escenarios propuestos que resultan de la combinación de 3 tipos de transportes diferentes y 3 (tres) cantidades distintas de contenedores, para la ciudad de Caleta Olivia. Para la ciudad de Comodoro Rivadavia se incorpora un escenario más que corresponde a 200 locaciones a recorrer y se mantienen los tres tipos de contenedores. Las Tabla 2 y Tabla 4 muestran los resultados obtenidos por cada algoritmo.

Tabla 2: Resultados de  $Km$  recorridos para cGA y ACO con instancias de Caleta Olivia

N	cGA			ACO		
	C16	C22	C32	C16	C22	C32
75	99,01	92,97	93,42	<b>94,63</b>	<b>90,49</b>	<b>90,49</b>
105	142,89	137,88	125,40	<b>121,77</b>	<b>121,77</b>	<b>118,24</b>
150	213,23	197,30	193,88	<b>175,13</b>	<b>171,70</b>	<b>170,39</b>

Tabla 2 muestra los resultados de la mediana de los kilómetros recorridos para 30 ejecuciones de los algoritmos cGA y ACO en los tres escenarios propuestos. La columna de  $N$  identifica cada escenario donde se indica la cantidad de contenedores a recorrer (75, 105 y 150). Los acrónimos C16, C22 y C32 representan la capacidad del transporte en metros cúbicos (16, 22, 32  $m^3$ ). El cuadro central de la tabla detalla la mediana de  $km$  recorridos por cada vehículo con distinta capacidad y escenario en cuanto a la cantidad de locaciones a visitar.

En la Tabla 2 podemos observar que el algoritmo ACO obtiene en mediana los menores valores en cuanto a  $Km$  recorridos para todos los escenarios de la ciudad de Caleta Olivia. Analizamos si los resultados obtenidos por estos algoritmos presentan diferencias estadísticamente significativas. Se verifica primero la normalidad (*Shapiro-Wilk normality test*) de los resultados, luego la homocedasticidad (*Levene's Test for Homogeneity of*

*Variance*) y atendiendo a los resultados obtenidos por estos test, se realizan test paramétricos o no paramétricos (*T-test* o *U Mann-Whitney test*) según corresponda.

En la Tabla 3 la columna *N* identifica cada escenario donde indica la cantidad de locaciones a recorrer (75, 105 y 150) para Caleta Olivia y la capacidad del transporte (16, 22, 32 m<sup>3</sup>). Las columnas *cGA Norm* y *ACO Norm* establecen (con sí o no) si las muestras tienen una distribución normal a través de aplicar la prueba de normalidad donde con 95% de confianza se determina si alguna de sub-muestras de cada algoritmo son normales. La columna *Hom* establece (con sí o no) las muestras que poseen una distribución homogénea sobre la varianza a través de aplicar la prueba de homoscedasticidad donde con 95% de confianza la mayoría de los resultados obtenidos no presenta homoscedasticidad mientras que solamente uno presenta homoscedasticidad. La columna *T-Test / UMW* corresponde a la aplicación de *T-test* cuando las columnas *Norm* y *Hom* son afirmativas y la aplicación de *U Mann-Whitney test* en caso contrario. Dados los resultados se puede decir con un 95% de confianza que las diferencias entre los resultados obtenidos por cGA y ACO son estadísticamente significativos.

Se puede ver claramente estas diferencias en la Figura 3 donde se muestra gráficamente a través de diagramas de box-plot y enjambre de puntos como están distribuidos los resultados con respecto a la mediana. Se puede observar en todas las instancias la marcada diferencia de las medianas obtenidas por cGA con respecto a las obtenidas por ACO. La mediana obtenida por ACO es menor a la obtenida por cGA en todas las instancias. Observando la distribución de los resultados (cada uno de los puntos alrededor de la mediana) podemos ver que en las gráficas de las Figuras 3 (a), (c), (d), (e) y (f) que los resultados obtenidos están también levemente sobre la mediana y por debajo de ella. En las gráficas de la Figura 3(g), (h) e (i) podemos observar que los resultados están sobre la mediana, es decir que en estos casos los resultados difieren muy poco de la mediana. Finalmente, en la Figura 3(b) se han obtenido resultados iguales y menores a la mediana. Claramente se puede observar la robustez de ACO ya que hay poca variación en los resultados obtenidos en cada ejecución, en general todos los resultados están alrededor de la mediana correspondiente.

Tabla 3. Análisis estadísticos de los resultados obtenidos por cGA y ACO para Caleta Olivia

N	cGA Norm	ACO Norm	Hom	T-Test/UMW
75x16	si	no	si	si
75x22	si	no	no	si
75x32	si	no	no	si
105x16	si	no	no	si
105x22	si	no	no	si
105x32	no	no	no	si
150x16	si	no	no	si
150x22	si	no	no	si
150x32	si	no	no	si

La Tabla 4 muestra la misma información que la Tabla 2, en este caso al tratarse de las instancias de Comodoro Rivadavia se tiene una fila más correspondiente a los 200 puntos de recolección que se definieron para esta ciudad.

Se puede observar que nuevamente para todas las instancias el algoritmo ACO es el que obtiene los menores valores para los kilómetros recorridos.

Se realizan los análisis estadísticos correspondientes para determinar si las diferencias entre los resultados obtenidos por los algoritmos son estadísticamente significativas. La Tabla 5 muestra los resultados de la misma forma que se muestran en la Tabla 3 pero con la instancia

de Comodoro Rivadavia. Nuevamente las diferencias de los resultados obtenidos por cGA y ACO son estadísticamente significativos para todos los escenarios de la ciudad de Comodoro Rivadavia.

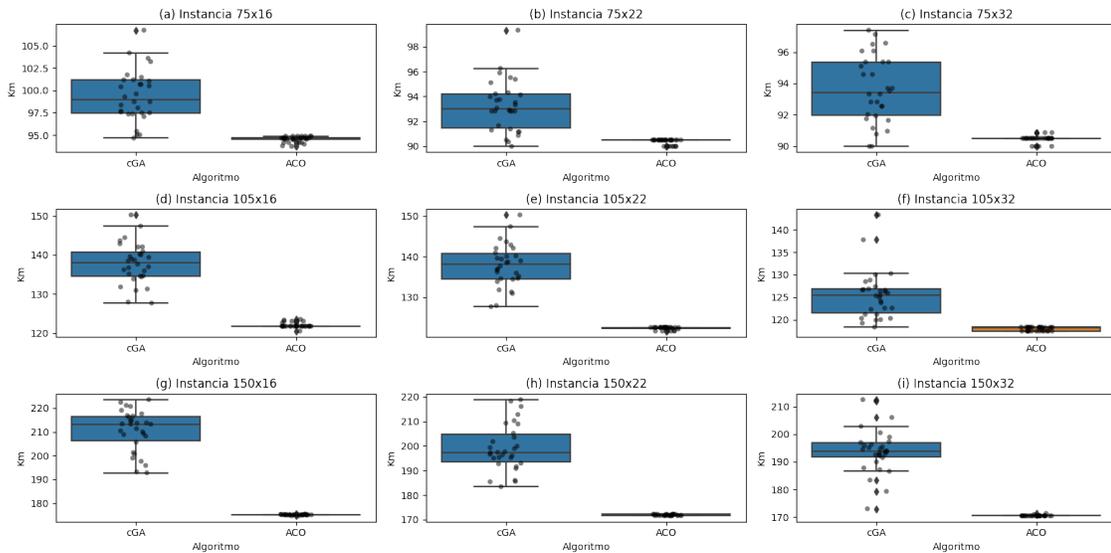


Figura 3 Box-plots de resultados de los algoritmos obtenidos por cGA y ACO para cada uno de los escenarios de Caleta Olivia

Tabla 4: Resultados de Km recorridos obtenidos por los algoritmos cGA y ACO para la instancia de Comodoro Rivadavia

N	cGA			ACO		
	C16	C22	C32	C16	C22	C32
75	223,06	214,06	205,30	<b>213,47</b>	<b>202,70</b>	<b>185,01</b>
105	312,55	291,43	277,03	<b>287,06</b>	<b>260,96</b>	<b>244,86</b>
150	426,64	397,41	383,81	<b>352,43</b>	<b>320,20</b>	<b>299,93</b>
200	586,34	556,53	537,83	<b>451,01</b>	<b>404,12</b>	<b>381,15</b>

Tabla 5: Análisis estadísticos de los resultados obtenidos por cGA y ACO para Comodoro Rivadavia

N	cGA Norm	ACO Norm	Hom	T-Test/UMW
75x16	si	si	no	si
75x22	si	si	no	si
75x32	si	si	no	si
105x16	si	si	no	si
105x22	si	si	no	si
105x32	si	no	no	si
150x16	si	no	no	si
150x22	si	si	no	si
150x32	si	si	no	si
200x16	si	si	no	si
200x22	si	si	no	si
200x32	si	si	no	si



En la Figura 4 se pueden ver estas diferencias en los gráficos de box-plot y enjambre de puntos. El algoritmo ACO presenta en todos los casos una marcada diferencia con respecto a cGA. En los primeros tres escenarios Figuras 4 (a), (b) y (c), los resultados obtenidos por ACO (enjambre de puntos) se ven un poco alejados de la mediana, no obstante, siempre con mejores resultados que cGA. A medida que el número de puntos de recolección aumenta ACO tiende a ser cada vez más robusto y todos los resultados se encuentran bien cercanos a la mediana Figuras 4 (d), (e), (f), (g), (h) e (i). Finalmente, para el último escenario Figuras 4 (j), (k) y (l) los resultados obtenidos por ACO están muy cerca la mediana.

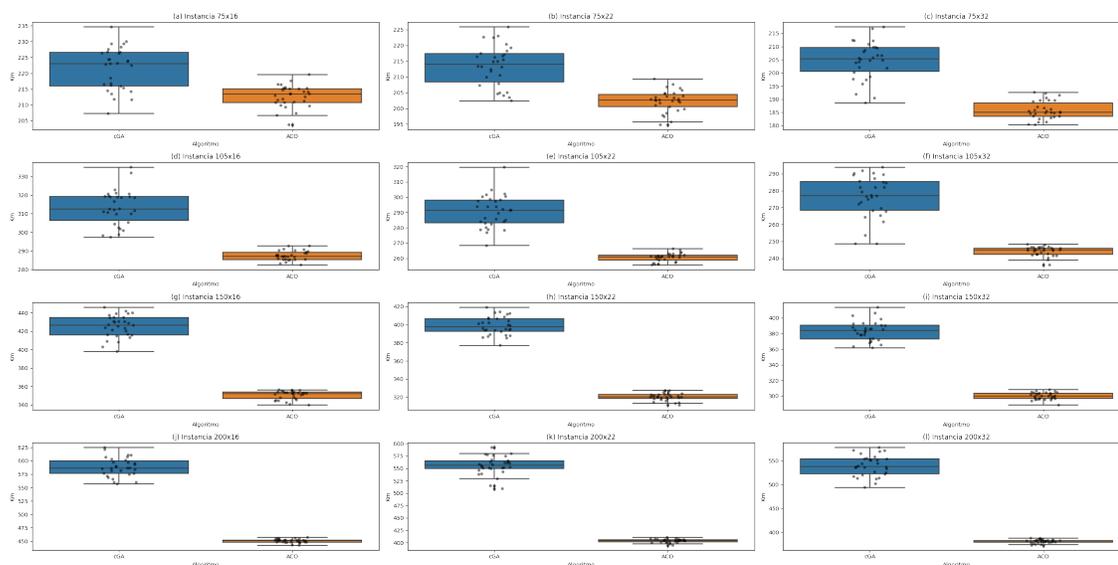


Figura 4. Box-plot de medianas de resultados para las instancias de Comodoro Rivadavia

## 6. CONCLUSIONES

El problema de recolección de residuos tecnológicos es un problema derivado del VRP cuyo objetivo principal es la minimización de los *km* recorridos para los distintos escenarios de recolección con locaciones predeterminadas y distintos tipos de vehículos. Se definieron escenarios de las ciudades de Caleta Olivia y de Comodoro Rivadavia.

Se propone el diseño de un sistema de monitorización de nivel de llenado de los contenedores, utilizando sensores ultrasónicos, *Arduinos UNO*, *shields LoRa* y microcontroladores ESP8266. Cuando el nivel de llenado sea mayor al umbral establecido se informa que debe ser vaciado. El algoritmo encargado de generar la ruta de recorrido utilizará la información de todos los contenedores que deben ser visitados para construir la ruta óptima.

Las metaheurísticas son técnicas algorítmicas cuyo propósito general es ofrecer una estrategia de búsqueda global para explorar un espacio de soluciones. En particular, hemos aplicado dos metaheurísticas, una que especializa la búsqueda de soluciones a través de una estrategia basada en la búsqueda inteligente en proceso cooperativo y basado en el comportamiento exitoso de las colonias de hormigas conocido como ACO. La segunda, propuesta se basa en una metaheurística poblacional basada en el proceso de la evolución conocida cGA.

El algoritmo ACO, ha obtenido la mejor performance para la minimización de las cantidades de kilómetros recorridos para todos los escenarios con una confianza estadística del 95%, respecto al algoritmo cGA. En todos los casos para los escenarios analizados ACO confirma su óptimo desempeño para problemas de CVRP.

Como trabajo futuro se pretende implementar la propuesta de contenedor inteligente y realizar el estudio de otras metaheurísticas para instancias de mayor tamaño. Además, se realizará un análisis detallado de los gases efecto invernadero generados por los vehículos y la disminución de éstos al obtener recorridos óptimos.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores, agradecen al equipo de trabajo del Laboratorio de Tecnologías Emergentes (LabTEm) del Instituto de Tecnología Aplicada (ITA) y a la Universidad Nacional de la Patagonia Austral (UNPA), por la colaboración y por todo el financiamiento realizado en el desarrollo de este trabajo.

## REFERENCIAS

- E. ALBA, B. DORRONSORO. (2009). Cellular genetic algorithms (Vol. 42). Springer Science & Business Media. [https://doi.org/10.1007/978-0-387-77610-1\\_1](https://doi.org/10.1007/978-0-387-77610-1_1)
- ASIH, A. M. S., SOPHA, B. M., & KRIPTANIADAWA, G. (2017). Comparison study of metaheuristics: Empirical application of delivery problems. *International Journal of Engineering Business Management*, 9, 1847979017743603. <https://doi.org/10.1177/1847979017743603>
- BABAEI TIRKOLAEI, E., ABBASIAN, P., SOLTANI, M., & GHAFARIAN, S. A. (2019). Developing an applied algorithm for multi-trip vehicle routing problem with time windows in urban waste collection: A case study. *Waste Management & Research*, 37(1\_suppl), 4-13. <https://doi.org/10.1177/1847979017743603>
- BALDÉ, C. P., FORTI, V., GRAY, V., KUEHR, R., & STEGMANN, P. (2017). The global e-waste monitor 2017: Quantities, flows and resources. United Nations University, International Telecommunication Union, and International Solid Waste Association.
- BERTERO, F. (2015). Optimización de recorridos en ciudades. Una aplicación al sistema de recolección de residuos sólidos urbanos en el Municipio de Concordia. Tesina de Grado. Universidad Nacional de Rosario. Rosario, Argentina.
- BIANCHETTI, M. L. (2015). Algoritmos de zonificación para recolección de residuos. Tesis de Grado. Universidad de Buenos Aires. Buenos Aires, Argentina.
- BONOMO, F., DURÁN, G., LARUMBE, F., & MARENCO, J. (2009). Optimización de la Recolección de Residuos en la Zona Sur de la Ciudad de Buenos Aires. *Revista Ingeniería de Sistemas Volumen XXIII*.
- BONOMO, F., DURÁN, G., LARUMBE, F.; MARENCO, J. (2012). "A method for optimizing waste collection using mathematical programming: a Buenos Aires case study". *Waste Management & Research*. Vol. 30, no. 3, págs. 311-324 <https://doi.org/10.1177/0734242X11402870>
- BOUSSAÏD, I., LEPAGNOT, J., & SIARRY, P. (2013). A survey on optimization metaheuristics. *Information sciences*, 237, 82-117. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.02.041>
- CAVALLIN, A., VIGIER, H. P., & FRUTOS, M. (2014). Logística inversa y ruteo en el sector de recolección informal de residuos sólidos urbanos. *Avances en Gestión Integral de Residuos Sólidos Urbanos*, 15, 37-49.
- CASAS, J. D. J., CERÓN, K., VIDAL, C. J., PEÑA, C. C., & OSORIO, J. C. (2015). Priorización multicriterio de un residuo de aparato eléctrico y electrónico. *Ingeniería y desarrollo*, 33(2), 172-197. <https://doi.org/10.14482/inde.33.2.6309>
- DANTZIG, G. B., & RAMSER, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management science*, 6(1), 80-91. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>

- DORIGO, M., MANIEZZO, V., & COLORNI, A. (1996). Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 26(1), 29-41. <https://doi.org/10.1109/3477.484436>
- GHIANI, G., LAGANÀ, D., MANNI, E., & TRIKI, C. (2012). Capacitated location of collection sites in an urban waste management system. *Waste management*, 32(7), 1291-1296. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2012.02.009>
- GU, F., ZHANG, W., GUO, J., & HALL, P. (2019). Exploring “Internet+ Recycling”: Mass balance and life cycle assessment of a waste management system associated with a mobile application. *Science of the total environment*, 649, 172-185. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.08.298>
- LAPORTE, G., GENDREAU, M., POTVIN, J. Y., & SEMET, F. (2000). Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem. *International transactions in operational research*, 7(4-5), 285-300. <https://doi.org/10.1111/j.1475-3995.2000.tb00200.x>
- LENSTRA, J. K., & KAN, A. R. (1981). Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks*, 11(2), 221-227. <https://doi.org/10.1002/net.3230110211>
- LEE, K. S., & GEEM, Z. W. (2005). A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 194(36-38), 3902-3933. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2004.09.007>
- MARAIS, J. M., MALEKIAN, R., & ABU-MAHFOUZ, A. M. (2017). LoRa and LoRaWAN testbeds: A review. *2017 Ieee Africon*, 1496-1501. <https://doi.org/10.1109/AFRCON.2017.8095703>
- MAR-ORTIZ, J., GONZÁLEZ-VELARDE, J. L., & ADENSO-DÍAZ, B. (2013). Designing routes for WEEE collection: the vehicle routing problem with split loads and date windows. *Journal of Heuristics*, 19(2), 103-127. <https://doi.org/10.1007/s10732-011-9159-1>
- NESMACHNOW, S., ROSSIT, D., & TOUTOUH, J. (2018). Comparison of multiobjective evolutionary algorithms for prioritized urban waste collection in Montevideo, Uruguay. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 69, 93-100. <https://doi.org/10.1016/j.endm.2018.07.013>
- NOWAKOWSKI, P., KRÓL, A., & MRÓWCZYŃSKA, B. (2017). Supporting mobile WEEE collection on demand: A method for multi-criteria vehicle routing, loading and cost optimisation. *Waste Management*, 69, 377-392. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2018.04.007>
- NOWAKOWSKI, P., SZWARC, K., & BORYCZKA, U. (2018). Vehicle route planning in e-waste mobile collection on demand supported by artificial intelligence algorithms. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 63, 1-22.
- NOWAKOWSKI, P., SZWARC, K., & BORYCZKA, U. (2020). Combining an artificial intelligence algorithm and a novel vehicle for sustainable e-waste collection. *Science of The Total Environment*, 730, 138726. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138726>
- SUN, Q., WANG, C., ZHOU, Y., ZUO, L., & TANG, J. (2020). Dominant platform capability, symbiotic strategy, and the construction of “Internet+ WEEE collection” business ecosystem: A comparative study of two typical cases in China. *Journal of Cleaner Production*, 254, 120074. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120074>
- SZWARC, K., NOWAKOWSKI, P., & BORYCZKA, U. (2021). An evolutionary approach to the vehicle route planning in e-waste mobile collection on demand. *Soft Computing*, 25(8), 6665-6680. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-05665-w>
- TOTH, P., & VIGO, D. (Eds.). (2014). *Vehicle routing: problems, methods, and applications*. Society for Industrial and Applied Mathematics. <https://doi.org/10.1137/1.9781611973594>
- WIJAYA, A. S., ZAINUDDIN, Z., & NISWAR, M. (2017, August). Design a smart waste bin for smart waste management. In *2017 5th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA)* (pp. 62-66). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICA.2017.8068414>
- YI, J., LU, C., & LI, G. (2019). A literature review on latest developments of Harmony Search and its applications to intelligent manufacturing. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 16(4), 2086-2117. <https://doi.org/10.3934/mbe.2019102>