

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Solución al Problema de Ruteo de Vehículos Multi-Escalón Considerando Ventanas de Tiempo y Drones en la Entrega de Última Milla Para la Gestión De Operaciones Humanitarias

Jennifer María Cataño Albarracín

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Industrial

Director

Henry Lamos Díaz

Ph.D Física - Matemática

Codirector:

MSc. Andrés Guillermo Angarita Monroy

MSc. Ingeniería Industrial

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físicomecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2023

Dedicatoria

Dedicado a Dios, que tiene sus ojos puestos sobre mí, por su amor y su fidelidad. “lo que es imposible para los hombres, es posible para Dios”

Dedicado a la fuerza, a la lucha, a la integridad, a la guía, a lo incansable, a la nobleza, a la puntualidad, a la sociabilidad, a lo correcto, al rico olor y al amor. Dedicado a mi mamá, sin quien yo nada sería.

Dedicado a la madurez, a la confiabilidad, a la paz, a la lealtad, al buen sentido del humor, a la nobleza, a la incondicionalidad, a la responsabilidad, a la protección, a la generosidad, a mi gran maestro Samu.

Dedicado al amor por los animales, a la alegría, a la ternura, a la tranquilidad, al juego, al autoestima, a los abrazos, a la nobleza, a la bondad, a los halagos, a la locura, a la valentía, a mi garrapatita Liam.

A ustedes dedico mi vida, quiero esforzarme e inspirarlos, “quédense, quiero comérmelos a besos, aprender a quererlos, y no sé si salga el sol...pero siempre que llueva escampará, porque ustedes son mi suerte, mi motor y mi timón”. Por favor, ocúpense de ser niños, de ser humanos, de equivocarse, de aprender, de ser bondadosos, amables y amorosos, que del resto me encargo yo”.

Dedicado a la bondad, a la ternura, a la incondicionalidad, a lo complementario, al apoyo, al ejemplo, a la fortaleza, al respaldo, a la calidez, a la amabilidad, a la sabiduría, al ser de otro mundo que Dios me dio, a Deisy. Dedicado al servicio, a la familia, al amor, y a los viajes, a Luis.

Dedicado a los mejores amigos que cualquier ser en el mundo pueda tener, a su humor, a su tranquilidad, a su empatía. A las risas, a los buenos consejos, a las buenas charlas, a la buena compañía. Gracias Marquitos y Santi, por permitirme ser descaradamente yo, con todo el caos, por escucharme, aceptarme y acompañarme.

Dedicado al hombre, que una mujer tan buena como mi mamá y unos hijos tan buenos como mis hermanos, merecen. A su nobleza, a su apoyo, a su paciencia y a su ejemplo.

“Me sacrificaré por ustedes, dedicaré mi vida, y cuando pierda mi voluntad, estarán ahí para empujarme. No hay mirar atrás para nosotros, tenemos el amor, eso es suficiente, son todo lo que necesito. Por ustedes haré lo que pueda, quédense a mi lado como un árbol”

Dedicado a los abuelos y a la tía de mis ángeles, gracias por amarlos tanto. A la persona que me acompañó durante tantos años y me hizo ser una mejor persona, gracias por ese “usted es el futuro de esta familia”, espero, guardar siempre lo bueno en mi corazón.

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción	12
1. Generalidades del proyecto.....	15
1.1. Planteamiento del problema.....	15
1.2. Objetivos	18
1.2.1. Objetivo General.....	18
1.2.2. Objetivos Específicos.....	18
1.3. Metodología	18
1.3.1 Fase 1:Recolección de Información y Definición del Problema	18
1.3.2. Fase 2: Formulación del Modelo Matemático	20
1.3.3. Fase 3: Desarrollo del Algoritmo Evolutivo	20
1.3.4. Fase 4: Comprobación, Validación e Implementación del Algoritmo Evolutivo.....	21
1.3.5. Fase 5: Síntesis de Resultados	21
2. Revisión de literatura	22
2.1. Análisis Preliminar de la Literatura	22
3. Marco de Antecedentes.....	37
4. Marco Teórico.....	38
4.1. Desastre.....	38
4.1.1. Gestión de Desastres.	39
4.1.2. Principales Desafíos en la Gestión de Desastres.....	39
4.1.3. Ciclo de Gestión de los Desastres.	40
4.2. Logística Humanitaria.....	41
4.3. Logística de última milla	42
4.4. Optimización.....	42
4.4.1. Optimización Combinatoria.....	43
4.4.2. Algoritmos De Solución Para los Problemas de Optimización Combinatoria.	44
4.5. Vehículos Aéreos no Tripulados (UAV)	44
4.6. Problema de Ruteo de Vehículos.....	46

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

4.7. Problema de Ruteo de Vehículos con Drones.....	46
4.8. Algoritmos de Solución Para los Problemas de Ruteo de Vehículos	47
4.8.1. Heurísticas en problemas de ruteo	47
4.8.2. Metaheurísticas	47
4.9. Algoritmos Genéticos (Genetic Algorithms, GAs).....	51
4.10. Programación en Paralelo	52
4.10.1. Esquema de islas	52
5. Formulación del Modelo Matemático.....	53
5.1. Descripción del modelo	53
5.2. Supuestos	54
6. Algoritmo genético para la solución del 2E-VRPD+TW	66
6.1. Representación del problema.....	66
6.2. Generación de la población inicial.....	70
6.3. Aplicación de los operadores genéticos.....	70
6.3.1. Operador de selección (Método competencias).....	70
6.3.2. Operador de cruce (Cruce uniforme).....	70
6.3.3. Operador de mutación para el 2E-VRPD+TW	84
6.4. Reemplazo generacional con enfoque elitista.....	85
6.5. Criterio de parada.....	86
6.6. Evaluación de la población y presentación de la mejor solución	86
6.7. Representación de la solución.....	86
6.7.1. Estructura de asignación de centros de adquisición del primer escalón	86
6.7.2. Estructura de asignación de áreas a las rutas del segundo escalón	87
6.7.3. Estructura de ruteo del segundo escalón.....	87
6.8. Representación de la mejor solución y decodificación.....	88
6.9. Parámetros.....	88
6.10. Pasos lógicos del procedimiento algorítmico	89
6.11. Aplicación del paralelismo en el algoritmo	89
7. Validación y resultados de la experimentación	92
7.1. Validación de los algoritmos	92

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

7.2. Instancias.....	92
7.3. Diseño factorial.....	93
7.4. Análisis estadístico.....	93
8. Conclusiones.....	109
9. Recomendaciones.....	111
Referencias Bibliográficas.....	112

Lista de Tablas

Pág.

Tabla 1. Cumplimiento de los Objetivos del Proyecto	14
Tabla 2. Principales Componentes de un Problema de Optimización Combinatoria	43
Tabla 3. Resumen DOE Factorial para el 2E-VRPD+TW (COSTO-SECUENCIAL).....	95
Tabla 4. Resumen DOE Factorial para el 2E-VRPD+TW (COSTO-PARALELO).....	96
Tabla 5. Resumen DOE Factorial para el 2E-VRPD+TW (TC-PARALELO)	97
Tabla 6. Resumen DOE Factorial para el 2E-VRPD+TW (TC-PARALELO)	98
Tabla 7. Datos Obtenidos de la Variable Respuesta Costo Total	99
Tabla 8. Datos Obtenidos de la Variable Respuesta Tiempo computacional	100
Tabla 9. Análisis de Varianza (ANOVA) para el Costo Total de la Instancia 17	101
Tabla 10. Análisis de Varianza (ANOVA) para el TC de la Instancia 4	102
Tabla 11. Niveles Recomendados de los Factores	107
Tabla 12. Mínimo Valor Obtenido de las Variables Respuesta.....	108

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1. Fases Metodológicas de un Estudio en Investigación de Operaciones	19
Figura 2. Ciclo de Gestión de Desastres	41
Figura 3. Campos de Aplicación de Vehículos Aéreos no Tripulados	45
Figura 4. Modelos Basados en el Esquema de Islas	53
Figura 5. Representación del Problema Abordado	55
Figura 6. Convenciones del Problema Abordado	65
Figura 7. Asignación de Zonas Afectadas a la Ruta	68
Figura 8. Agrupación de Zonas por Ruta.....	69
Figura 9. Representación de Cruce Uniforme Aplicado en el Primer Escalón.....	71
Figura 10. Cantidad Despachada por los Centros de Adquisiciones de Cada Padre y su Stock .	71
Figura 11. Máscara Creada para el Hijo 1	72
Figura 12. Unidades Despachadas por los Centros de Adquisiciones del Hijo 1	72
Figura 13. Primer Centro de Adquisición Seleccionado para Aplicar el Cambio	73
Figura 14. Aplicación del Primer Cambio en el Centro de Adquisición Seleccionado.....	73
Figura 15. Primer Centro de Adquisición Seleccionado para Aplicar el Cambio	73
Figura 16. Aplicación del Segundo Cambio en el Centro de Adquisición Seleccionado.....	74
Figura 17. Estructura Final de las Unidades a Despachar del Hijo 1	74
Figura 18. Rutas Implementadas por los Padres para Atender a cada Área Afectada.....	75
Figura 19. Máscara Creada en la Estructura de Asignación de Rutas para el Hijo 1	75
Figura 20. Primera Asignación de Áreas Afectadas del Hijo 1	76
Figura 21. Áreas de Mayor a Menor Demanda de la Ruta 3	77
Figura 22. Primer Área Agregada a la Ruta 3 en la Reasignación 1	77
Figura 23. Segunda Zona Agregada a la Ruta 3 en la Reasignación 1	77
Figura 24. Áreas Agregadas a la Ruta 3 en la Reasignación 1	78
Figura 25. Reasignación 1 para Zonas del Hijo 1	78
Figura 26. Áreas Eliminadas de las Rutas	79
Figura 27. Áreas Eliminados de Mayor a Menor Demanda	79
Figura 28. Ruta con Mayor Capacidad Disponible de Reasignación 1 del Hijo 1	80
Figura 29. Reasignación 2 de Áreas del Hijo 1	80

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 30. Áreas Eliminadas de las Rutas que Permanecen en la Lista	81
Figura 31. Reasignación 2 Final de las Áreas del Hijo 1	81
Figura 32. Reasignación 2 de Áreas del Hijo 2	82
Figura 33. Identificación de Pasos de la Reasignación 3 sobre la Reasignación 2.....	83
Figura 34. Reasignación 3 de Áreas del Hijo 2	83
Figura 35. Proceso de Mutación para el 2E-VRPD+TW	84
Figura 36. Estructura de Asignación de Centro de Adquisiciones del Primer Escalón.....	86
Figura 37. Estructura de Asignación de Áreas a las Rutas del Segundo Escalón.....	87
Figura 38. Estructura de Ruteo del Segundo Escalón.....	88
Figura 39. Procedimiento General del Algoritmo Genético	90
Figura 40. Paralelismo Empleado en el Algoritmo Genético	91
Figura 41. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados para Costo Total (Instancia 17).....	94
Figura 42. Gráfica de Interacción entre Factores para el Costo Total (Instancia 17)	103
Figura 43. Gráfica de Residuos para Costo Total (Instancia 17).....	103
Figura 44. Gráfica de Cubo para el Costo Total (Instancia 17).....	104
Figura 45. Diagrama de Pareto de Efectos Estandarizados para TC (Instancia 4)	104
Figura 46. Mejor Individuo para el CT Arrojado en el AG de la Instancia 17.....	105
Figura 47. Gráfica de Interacción entre Factores para el TC (Instancia 4).....	106
Figura 48. Gráfica de Residuos para TC (Instancia 4)	106
Figura 49. Gráfica de Cubo para TC (Instancia 4)	107

Lista de Apéndices

- Apéndice A.** Análisis bibliométrico
- Apéndice B.** Marco teórico relacionado con Algoritmos Genéticos
- Apéndice C.** Fórmula para hallar el fitness del individuo
- Apéndice D.** Creación individuo y población inicial Excel
- Apéndice E.** Código del algoritmo genético
- Apéndice F.** Instancias de prueba
- Apéndice G.** Resultados del algoritmo genético
- Apéndice H.** Síntesis de los resultados
- Apéndice I.** Resultados Minitab
- Apéndice J.** Resumen diseño factorial
- Apéndice K.** Artículo académico de carácter publicable

Resumen

Título: Solución al problema de ruteo de vehículos multi-escalón considerando ventanas de tiempo y drones en la entrega de última milla para la gestión de operaciones humanitarias*

Autor: Jennifer María Cataño Albarracín**

Palabras Clave: Ruteo de vehículos, Drones, Dos escalones, Ventanas de tiempo, Logística Humanitaria, Algoritmo Evolutivo, Programación en Paralelo.

Descripción: Este documento presenta un modelo matemático basado en el problema de ruteo de vehículos con drones, considerando el estudio de dos escalones y ventanas de tiempo, conocido en la literatura como el 2E-VRPD+TW (Two Echelon Vehicle Routing Problem with Drones + Time Windows), como herramienta para facilitar la toma de decisiones durante las etapas de preparación y respuesta en la gestión de desastres, específicamente en operaciones de entrega de suministros en áreas afectadas por desastres naturales; teniendo como objetivo la minimización del costo total de operación. Para representar el problema abordado, se hace uso de la programación lineal, utilizando como técnica de solución al algoritmo genético (Genetic Algorithm, GA) en su versión general y paralela. El algoritmo genético implementa la heurística del vecino más cercano en el ruteo de los drones y un método aleatorio en el de los vehículos, al ser validado demuestra adaptarse bien al problema, ofreciendo resultados lógicos y coherentes. El análisis estadístico de los resultados obtenidos muestra que el factor con mayor influencia sobre el costo total y el tiempo computacional es el número de generaciones y que la implementación del paralelismo mejora los resultados obtenidos. Finalmente se hacen recomendaciones para futuras investigaciones.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingeniería Industrial. Director: Henry Lamos Diaz. Ph D Físico – Matemático. Codirector: Andrés Guillermo Angarita Monroy MSc. Ingeniería Industrial

Abstract

Title: Solution to the multi-echelon vehicle routing problem considering time windows and drones in the last mile delivery for the management of humanitarian operations.*

Author: Jennifer María Cataño Albarracín**

Keywords: Vehicle routing, Drones, Two Steps, Time Windows, Humanitarian Logistics, Evolutionary Algorithm, Parallel Programming.

Description: This document presents a mathematical model based on the vehicle routing problem with drones, considering the study of two steps and time windows, known in the literature as 2E-VRPD+TW (Two Echelon Vehicle Routing Problem with Drones + Time Windows).), as a tool to facilitate decision-making during the preparation and response stages of disaster management, specifically in supply delivery operations in areas affected by natural disasters; with the objective of minimizing the total cost of operation. To represent the problem addressed, linear programming is used, using the genetic algorithm (Genetic Algorithm, GA) as a solution technique in its general and parallel version. The genetic algorithm implements the nearest neighbor heuristic in the routing of drones and a random method in that of vehicles, when validated it shows to adapt well to the problem, offering logical and coherent results. The statistical analysis of the results obtained shows that the factor with the greatest influence on the total cost and computational time is the number of generations and that the implementation of parallelism improves the results obtained. Finally, recommendations for future research are made.

* Degree Work

** Faculty of Physicomechanical Engineers. School of Industrial and Business Studies. Director: Henry Lamos Diaz. Ph D Physical – Matematical. Co-director: Andrés Guillermo Angarita Monroy MSc. Industrial Engineering

Introducción

El aumento en la ocurrencia y severidad de los desastres naturales durante los últimos años se atribuye al impacto en el cambio climático y al crecimiento de la población en zonas vulnerables, produciendo graves pérdidas humanas y económicas alrededor del mundo, con tasas de mortalidad superiores para los países en desarrollo. Los terremotos, las inundaciones y los tsunamis hacen parte de los fenómenos que mayor sufrimiento han producido a lo largo del tiempo (Budak et al., 2020), lo que exige mayor efectividad por parte de la logística humanitaria, encargada de impulsar el flujo de bienes y servicios en la cadena de suministros, contando con recursos limitados para reducir las demoras en diversas operaciones como asistencia, rescate, traslado y distribución de suministros, cruciales para salvar la mayor cantidad de vidas posibles (Henrique de Moura et al., 2020; Qureshi & Taniguchi, 2020). Entre los desafíos en la respuesta posdesastre se encuentra el uso de los escasos recursos y la capacidad insuficiente para atender a todas las personas afectadas; asimismo, un factor influyente que ocasiona demoras en la entrega de suministros es la vulnerabilidad vial, puesto que impide el acceso a la zona afectada y expone la vida de las personas que ofrecen socorro. Disminuir los efectos negativos exige una planificación adecuada, por lo cual, son tan importantes las herramientas que ayuden a minimizar los factores de riesgo (UNDRR, 2015). Ante el desafío de entregar asistencia rápida a las personas afectadas con el mínimo costo admisible, se han propuesto en la literatura investigativa de operaciones “problemas de generación de rutas para vehículos”, siendo ampliamente estudiados por la comunidad científica, que ha propuesto múltiples variantes a fin de dar solución a modelos representativos para la entrega de suministros; tal es caso de la inclusión de ventanas de tiempo que prioriza la asistencia rápida y confiere mayor control en la generación de rutas. No obstante, la propuesta por Murray & Chu (2015) sobre la introducción de los drones al problema de ruteo de vehículos, ha revolucionado el área investigativa del ruteo del tándem camión-dron y su empleabilidad.

El uso de los vehículos aéreos no tripulados (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) ha tenido creciente interés por su alta eficiencia, flexibilidad y bajo costo, además de su capacidad para viajar de forma automatizada, monitoreo en tiempo real, cobertura inalámbrica, detección remota, búsqueda, rescate, inspección y entrega de mercancías (Kitjacharoenchai et al., 2020), que permiten su utilización en diversas áreas como defensa, seguridad, atención médica, topografía, agricultura, construcción, entre otras áreas; aunque su mayor popularidad reside en aplicaciones

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

de logística empresarial (Karak & Abdelghany, 2019; Macrina et al., 2020). Amazon es una de las primeras empresas que empleó drones en la logística para el transporte y la entrega de productos, con el objetivo de reducir costos y ofrecer un servicio más económico, rápido y eficiente; otras empresas como DHL, Google X, Alibaba, JD, UPS, FedEx, Flirtey y Domino's Pizza también emplean estos sistemas de transporte (Karak & Abdelghany, 2019; Kitjacharoenchai et al., 2020; Sacramento et al., 2019; Schermer et al., 2019). La cadena de suministro humanitaria también incorporó UAV para mejorar los procesos en la entrega de socorro, resultando de gran utilidad; sus aportes más notables al sistema se encuentran en la solución al problema de vulnerabilidad de las vías por su capacidad para llegar a zonas de difícil acceso, independientemente de la infraestructura vial, evitando así la congestión del tráfico y la exposición de la acción humana, además ofrece la posibilidad de recopilar información para mejorar los procesos, tienen mayor velocidad, registran un menor consumo de energía y minimizan la contaminación atmosférica. Más aún, la función complementaria del conjunto camión-dron fortalece los beneficios de cada vehículo y reduce sus limitaciones, donde la amplia capacidad y autonomía de los camiones equilibra las restricciones del tiempo de vuelo y la capacidad de carga de los drones, permitiendo la reducción de costos operativos y tiempos de entrega.

Con el fin de contribuir a la presente área de estudio, este trabajo se enfoca en el desarrollo de una herramienta computacional que apoye la toma de decisiones relacionadas con la distribución de suministros (medicamentos y material sanitario para la atención de emergencias por desastres naturales); partiendo desde la selección de los centros de adquisiciones humanitarias disponibles, que manejan los stock de suministros a distintos precios y que suplen la demanda de un centro de distribución central (CEDI); y posteriormente, desde el CEDI se disponga del tándem camión-dron que consiste en el trabajo conjunto del camión y el dron durante la ejecución de las tareas, y está compuesto por vehículos que transportan varios drones, para el envío de las ayudas humanitarias esenciales a las personas afectadas por desastres naturales, en un espacio de tiempo establecido. El escenario considera que el vehículo de cada tándem hace sus propias entregas, a la vez que realiza operaciones de lanzamiento y recolección de los drones, que distribuyen ayuda humanitaria de menor peso. El instrumento diseñado puede brindar información sobre la selección óptima de los centros de adquisiciones, y el plan de rutas recomendado. En la herramienta se implementa un algoritmo genético, desarrollado bajo dos enfoques de solución; el enfoque secuencial (GA) y el paralelo (p -GA), para el problema de ruteo de vehículos con drones, de dos

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

escalones y ventanas de tiempo, conocido en la literatura como 2E-VRPD+TW (Two Echelon Vehicle Routing Problem with Drones + Time Windows); estas características del modelo responden a las necesidades de la logística humanitaria, permitiendo así una mejor aproximación a la realidad de ciertos problemas que incluyen un rango máximo de tiempo, para que el vehículo llegue a la ubicación asignada y realice la entrega de la ayuda humanitaria dentro de los tiempos admisibles. En este trabajo se tiene en cuenta el tiempo de procesamiento para la solución del modelo y se utiliza como técnica de solución los algoritmos evolutivos (Evolutionay Algorithm, EA) con un enfoque de programación en paralelo (Parallel Programming). El cumplimiento de los objetivos del presente trabajo de investigación se evidencia en la Tabla 1.

Tabla 1.

Cumplimiento de los Objetivos del Proyecto

Objetivos específicos	Cumplimiento
Realizar una revisión de literatura en bases de datos científicas para el problema de ruteo de vehículos multi-escalón, utilizando ventanas de tiempo y drones, con el propósito de establecer una estrategia de modelado.	Capítulo 3
Construir un modelo matemático que apoye la toma de decisiones asociadas al ruteo multi-escalón, teniendo en cuenta ventanas de tiempo y drones para la distribución conjunta de última milla, en la cadena de suministro humanitaria.	Capítulo 5
Diseñar un algoritmo evolutivo que permita dar solución al modelo de optimización (2E-VPRD+TW), utilizando técnicas de programación en paralelo.	Capítulo 6
Validar el algoritmo de solución a través de instancias generadas con base a la información encontrada en la literatura y a experimentos numéricos.	Capítulo 7
Elaborar un artículo académico de carácter publicable, que consolide la investigación realizada y los resultados obtenidos.	Apéndice K

1. Generalidades del proyecto

1.1. Planteamiento del problema

La ocurrencia de desastres naturales y su alto nivel de incertidumbre, ocasiona pérdidas humanas, afectaciones económicas, sociales y una dificultad enorme en la reconstrucción de la población afectada, además de problemas en la recopilación de información suficiente (CEPAL, 2014). De allí, que las entidades encargadas de la gestión de desastres se enfrentan al desafío de tomar decisiones de alto riesgo, determinantes a la hora de salvar la mayor cantidad de vidas posibles (Vitoriano et al., 2013). Durante los últimos veinte años, según el informe entregado por las Naciones Unidas en el 2020, 7.348 catástrofes de gran magnitud afectaron a 4.200 millones de personas a nivel mundial, provocando la muerte de 1,23 millones y pérdidas económicas por 2,97 billones de dólares (ONU, 2020c). En relación a los países más afectados a nivel mundial, el informe destaca China, Estados Unidos e India como los países que encabezan la lista. Además, los fenómenos que lideraron las emergencias durante el mismo periodo de tiempo, fueron las inundaciones con 40% del total de los desastres ocurridos y que generaron afectaciones a más de 1650 millones de personas; seguidas por tormentas con 28% de ocurrencia total (ONU, 2020b).

De igual manera, existen zonas geográficas en las que la ocurrencia de los desastres naturales se da en cortos periodos de tiempo, dificultado así que haya una pronta recuperación de estos eventos, por los impactos anteriormente generados. Tal es el caso de la temporada de huracanes del Atlántico en 2020, que afectó a los habitantes y la agricultura de algunos países centroamericanos, como es el caso de Guatemala con más de 900.000 damnificados (ONU, 2020a). En efecto, los fenómenos presenciados en la actualidad tienen mayor severidad, debido al crecimiento y expansión de zonas urbanas, que ha generado un aumento de densidad poblacional en zonas propensas a la ocurrencia de estos eventos; por otra parte, el impacto del cambio climático responsable del 90% de los desastres, es mucho mayor por las altas emisiones de contaminantes (ONU, 2019). Con respecto a las estimaciones futuras, no resulta alentador conocer que según la Organización de las Naciones Unidas, se pronostica que para el 2030, el 50% de la población mundial estará ubicada en zonas con alto riesgo de tsunamis, tormentas e inundaciones (ONU, 2020b). Estas estimaciones permiten dimensionar el riesgo potencial y la necesidad de disminuir los efectos negativos, e impulsar a la creación de la guía para la toma de decisiones sobre reducción de desastres, llamada Marco de Sendai, adoptada por la Oficina de Naciones Unidas y sus 187

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

países miembros, para la Reducción del Riesgo de Desastres en 2015 (United Nations Office for Disaster Risk Reduction, UNDRR). Este marco plantea cuatro prioridades de acción para la reducción del riesgo de desastres, durante los siguientes 15 años y una de ellas es mejorar la preparación en casos de desastre, para una respuesta eficaz y mejor recuperación (UNDRR, 2020).

La capacidad de preparación por parte de los países está influenciada por los recursos que dispone; según el Informe De Evaluación Global del 2019 (Global Assessment Report, GAR) (GAR, 2019) la brecha entre los países de ingresos bajos y altos, se refleja en la menor capacidad para prepararse, financiar y responder a las catástrofes; los países con menores recursos económicos enfrentan mayores costos relativos y pérdidas derivadas de los desastres, afectando directamente su tasa de mortalidad (ONU, 2020c). Colombia que presenta vulnerabilidad en una gran parte de su población, se ve afectado por esta problemática al ser un país en vía de desarrollo, por las amplias desigualdades sociales y carecer de infraestructura apta para la competitividad en el mercado internacional (W Radio, 2020); es preciso señalar además, que es un país propenso a la ocurrencia de desastres naturales como inundaciones y deslizamientos, enfrentándose así a fenómenos hidrometeorológicos caracterizados por presentar alta recurrencia en pequeñas extensiones territoriales. Según la publicación del 2019 de la Dirección Nacional de Planeación (DNP), denominada “Índice Municipal de Riesgo de Desastres ajustado por Capacidades”, en los últimos 20 años el país ha sufrido las consecuencias causadas por más de 13 mil desastres naturales, provocando anualmente en promedio la destrucción de 2.800 viviendas y la muerte de 160 personas (DNP, 2019a). Las principales amenazas de desastre en el país, están representadas por inundaciones sobre terrenos planos que se desarrollan durante varias horas, movimientos en masa y flujos torrenciales; más aún, en el 75% de los departamentos del país, convergen con las tres amenazas, creando condiciones aún más críticas en 32,6 millones de hectáreas del territorio nacional y exponiendo a más de 18 millones de personas. En cuanto a vulnerabilidad, en 429 municipios más del 50% de la población sufre condiciones de vulnerabilidad social (DNP, 2019b). Con relación a la problemática planteada, la exposición y predisposición de los habitantes de Colombia a sufrir efectos negativos tras la ocurrencia de eventos peligrosos, requiere la gestión del riesgo de desastres, donde la logística humanitaria juega un papel muy importante en lo que respecta a la distribución de auxilio en condiciones de incertidumbre. Sin embargo, los organismos de gestión de desastres involucrados en la entrega de suministros de socorro, se enfrentan a limitaciones de recursos; a fin de superar esta barrera se hace necesario el desarrollo de

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

herramientas y/o estudios que sirvan como sistema de ayuda para la logística humanitaria en los procesos de decisión y además incorporen elementos importantes que resuelvan dificultades inherentes a las características propias del problema abordado.

Atendiendo a esta necesidad y teniendo como objetivo contribuir a la gestión de desastres, el presente trabajo se orienta al desarrollo de una herramienta computacional, que asigne rutas de entrega de auxilio teniendo en cuenta los vehículos aéreos no tripulados, con la inclusión de dos escalones y de ventanas de tiempo. La implementación de drones busca principalmente, mejorar el proceso de entrega con la posibilidad de acceder a zonas inaccesibles, tener mayor rapidez en las entregas y poder recopilar información con equipamiento de tecnología; del mismo modo, la consideración de dos escalones asigna un nivel al proceso de selección y despacho de productos desde los centros de adquisición hasta un CEDI y otro nivel a la distribución de los productos, desde el CEDI hasta las zonas afectadas, permitiendo una representación más real de la situación; igualmente, teniendo en cuenta que los retrasos en la entrega de socorro pueden costar vidas, las ventanas de tiempo tienen especial importancia en la distribución de suministros de la logística humanitaria. Por ser un problema de naturaleza NP-Hard, se hace necesaria la utilización de métodos aproximados que presenten buenas soluciones en un tiempo de cómputo razonable; el método aproximado utilizado en el presente trabajo de investigación es una metaheurística basada en algoritmos evolutivos (Evolutionary Algorithm, EA), asistida con técnicas de programación en paralelo. Finalmente, el planteamiento de este tipo de modelos responde a la necesidad de mejorar la preparación propuesta por la ONU y aporta principalmente ayuda a los responsables de la toma de decisiones, durante las fases de preparación y respuesta en la gestión de desastres; asimismo, contribuye al proceso investigativo del grupo de investigación OPALO para el desarrollo y la mejora de modelos más integrales.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

1.2. Objetivos

1.2.1. *Objetivo General*

Desarrollar un modelo de optimización para el problema de ruteo de vehículos multi-escalón considerando ventanas de tiempo y drones (2E-VRPD+TW) en la entrega de última milla, durante el despliegue de operaciones humanitarias.

1.2.2. *Objetivos Específicos*

Realizar una revisión de literatura en bases de datos científicas para el problema de ruteo de vehículos multi-escalón, utilizando ventanas de tiempo y drones, con el propósito de establecer una estrategia de modelado.

Construir un modelo matemático que apoye la toma de decisiones asociadas al ruteo multi-escalón, teniendo en cuenta ventanas de tiempo y drones para la distribución conjunta de última milla, en la cadena de suministro humanitaria.

Diseñar un algoritmo evolutivo que permita dar solución al modelo de optimización (2E-VRPD+TW), utilizando técnicas de programación en paralelo.

Validar el algoritmo de solución a través de instancias generadas con base a la información encontrada en la literatura y a experimentos numéricos.

Elaborar un artículo académico de carácter publicable, que consolide la investigación realizada y los resultados obtenidos.

1.3. Metodología

La metodología empleada para el desarrollo del presente trabajo de investigación consiste en 5 fases (ver *Figura 1*) que siguen el planteamiento propuesto por Hillier & Lieberman (2010), ajustadas a las necesidades del investigador; las cuales se describen a continuación:

1.3.1 *Fase 1:Recolección de Información y Definición del Problema*

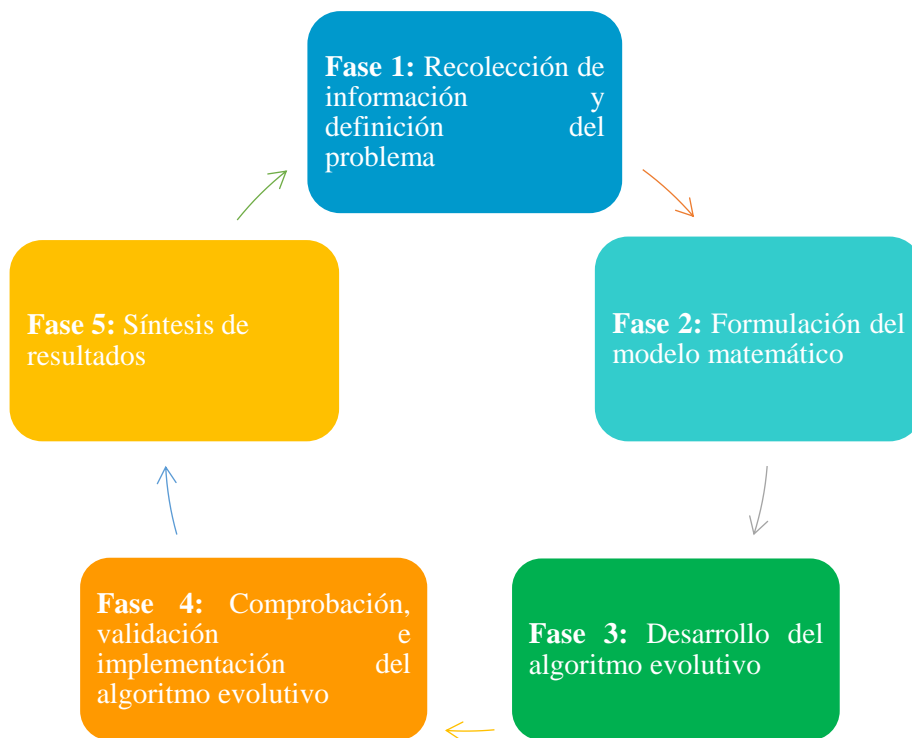
Cumplimiento objetivo específico 1. Esta fase permite la fundamentación y extracción de información relevante y estratégica, relacionada con el problema de ruteo de vehículos y drones multinivel con ventanas de tiempo, sujeto a un enfoque multidisciplinario, sin perder de vista su aplicación en la logística humanitaria junto con la búsqueda de sus principales algoritmos de solución; mediante la realización de las siguientes actividades:

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

1. Efectuar una lectura inicial en diversas bases de datos como Science Direct, Scopus, Web of Science y Google Scholar, para conocer aportes realizados y métodos utilizados por diferentes autores sobre las diferentes variantes del problema de ruteo de vehículos con drones.

Figura 1.

Fases Metodológicas de un Estudio en Investigación de Operaciones



Nota. Adaptado de Hillier & Lieberman (2010)

2. Recolectar información y clasificar los aportes más relevantes del problema de investigación, considerando posibles enfoques y aplicaciones alineados a las necesidades propias de la logística humanitaria, como el modelado multinivel y las ventanas de tiempo.

3. Definir el problema que se desea abordar de acuerdo con la teoría existente, definiendo sus características e incorporando las consideraciones previamente definidas (Two Echelon Vehicle Routing Problem with Drones + Time Windows, 2E-VRPD+TW).

4. Especificar las palabras clave y ecuación para la búsqueda en bases de datos científicas.

5. Ejecutar la ecuación de búsqueda en la base de datos Scopus disponible en la Universidad Industrial de Santander, aplicando los filtros pertinentes para depurar la información.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

6. Revisar la información obtenida sobre el problema, con el fin de analizar y valorar el estado actual de la investigación.

7. Comprender la estructura, aplicabilidad e identificación de los principales algoritmos de solución heurísticos y metaheurísticos para el problema abordado 2E-VRPD+TW.

8. Estudiar las principales características del algoritmo evolutivo paralelo para su adaptación al 2E-VRPD+TW

1.3.2. Fase 2: Formulación del Modelo Matemático

Cumplimiento objetivo específico 2. La fase 2 se fundamenta en la representación matemática del problema, por medio de la realización de las siguientes actividades:

1. Entender las principales bases teóricas del problema de ruteo de vehículos con drones, dos escalones y ventanas de tiempo, aplicado a la distribución de ayuda humanitaria.

2. Determinar la estructura del modelo, teniendo en cuenta las variantes definidas y las condiciones establecidas por el autor.

3. Construir un modelo matemático para el problema 2E-VRPD+TW determinando claramente la función objetivo, los parámetros, las variables de decisión y las restricciones que debe cumplir.

4. Verificar que los elementos del modelo estén vinculados adecuadamente.

1.3.3. Fase 3: Desarrollo del Algoritmo Evolutivo

Cumplimiento objetivo específico 3. Esta fase se divide en dos etapas, la primera desarrolla un algoritmo evolutivo paralelo como solución al problema y la segunda se ocupa de la codificación del algoritmo en Python; a través de las actividades descritas a continuación:

Etapa 1.

1. Entender las bases teóricas relacionadas con el uso de los algoritmos evolutivos paralelos como método de solución al problema de 2E-VRPD+TW.

2. Fijar los criterios de selección de la población inicial, cruces y mutaciones que regirán el algoritmo.

3. Precisar el conjunto de pasos lógicos que permitan dar solución al problema de 2E-VRPD+TW aplicado a la distribución de socorro en la logística humanitaria.

Etapa 2.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

1. Estudiar los conceptos básicos necesarios para la programación en Python.
2. Comprender el lenguaje de programación elegido.
3. Estructurar el algoritmo evolutivo paralelo en el lenguaje de programación Python.

1.3.4. Fase 4: Comprobación, Validación e Implementación del Algoritmo Evolutivo

Cumplimiento objetivo específico 4. Esta fase se destina a probar el algoritmo con instancias adaptadas para llevar a cabo mejoras o ajustes y lo prepara para su implementación como herramienta de apoyo a la toma de decisiones.

1. Buscar e identificar en la literatura instancias de prueba para el 2E-VRPD+TW aplicado a la logística humanitaria.
2. Adaptar las instancias a una configuración conveniente para la metaheurística evolutiva que se desarrolla.
3. Ejecutar el programa para determinar si genera soluciones válidas para el problema, respaldar la coherencia de los resultados y verificar su eficiencia computacional.
4. En caso de ser necesario, ajustar el modelo según los resultados obtenidos y de acuerdo a las necesidades de la investigación.
5. Implementar el algoritmo evolutivo para el problema de 2E-VRPD+TW con el propósito de obtener salidas e información que apoyen la toma de decisiones en los problemas de logística humanitaria.

1.3.5. Fase 5: Síntesis de Resultados

Cumplimiento objetivo específico 5. La fase final se encarga de la recopilación de información y resultados alcanzados durante el desarrollo investigativo, con la ayuda de las siguientes actividades:

1. Analizar los resultados obtenidos para presentar conclusiones y recomendaciones del trabajo desarrollado.
2. Elaborar el libro de proyecto de grado con la exposición y consolidación del proyecto investigativo.
3. Construir un artículo académico de carácter publicable en el que se presente la formulación del 2E-VRPD+TW y su aplicación en la logística humanitaria.

2. Revisión de literatura

2.1. Análisis Preliminar de la Literatura

La logística humanitaria es un proceso donde interactúan operaciones tecnológicas y humanas, que permiten a los individuos organizarse como una red social, a fin de dar respuesta a desastres naturales (Yáñez-Sandivari et al., 2021). Para las comunidades interesadas se ha convertido en un desafío responder de manera oportuna, más aún, cuando resulta fundamental disminuir el número de pérdidas ocasionadas por estos eventos. Entre las 4 fases de la logística humanitaria: preparación, mitigación, respuesta y recuperación (Vitoriano et al., 2013), la comunidad científica ha contribuido principalmente en las fases de preparación y respuesta, adaptando diversos modelos existentes e integrando avances tecnológicos para mejorar procesos llenos de dificultades y retos inherentes a la naturaleza del evento. A continuación, se presenta una revisión preliminar de literatura, en la cual se analizan artículos científicos y sus desarrollos, relacionados con el problema de ruteo de vehículos con drones y entrega de suministros con ventanas de tiempo, a fin de proporcionar un contexto y presentar el punto de partida de la presente investigación.

El número de artículos que abordan estudios relacionados con el problema de generación de rutas, ventanas de tiempo, drones y su aplicabilidad, ha despertado un interés significativo en los últimos años, no obstante, uno de los primeros artículos relacionados con el tema es el publicado por los autores (Dantzig & Ramser, 1959), quienes incorporan el problema de despacho de camiones y tienen como finalidad la asignación de estaciones a los camiones para el cumplimiento de sus respectivas demandas, garantizando un mínimo kilometraje total. Asimismo, el concepto de ventana de tiempo fue introducido por Christofides et al. (1981), estos propusieron un algoritmo de ramificación y acotación para un problema de pequeña escala.

Los estudios realizados por los autores Toth & Vigo (2002), Lysgaard et al. (2004), Archetti et al. (2006), Archetti et al. (2008), Yu et al. (2010), Lin, (2011), Gulczynski et al. (2010) resultan importantes para la investigación, por el desarrollo relacionado con el ruteo y localización de vehículos; no obstante, el trabajo que brinda la base para el problema de colaboración conjunta entre un camión y un dron en la entrega de última milla es el de Murray & Chu (2015). En particular, Toth & Vigo (2002) en búsqueda de la solución al problema básico de generación de rutas de vehículos (Vehicle Routing Problem, VRP), revisan algoritmos exactos de derivación y

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

acotación para matrices de costos simétricas o asimétricas y comparan en sus resultados el desempeño obtenido en las diferentes instancias. Ahora bien, Lysgaard et al. (2004) presentan un algoritmo de ramificación para el problema de ruteo de vehículos con capacidad limitada (Capacited Vehicle Routing Problem, CVRP), utilizan planos de corte y describen su algoritmo de separación para cada una de las desigualdades. Así mismo, Archetti et al. (2006) describen un algoritmo de búsqueda tabú, en el cual se considera la posibilidad de insertar un cliente sin eliminarlo de otra ruta para VRP, con la posibilidad de que un cliente pueda ser atendido por vehículos diferentes (entrega dividida). En cuanto a Archetti et al. (2008) proponen una heurística basada en la optimización para VRP de entrega dividida mediante un enfoque de solución que integra la búsqueda heurística con la optimización, utilizando un programa de números enteros. Por su parte, Yu et al. (2010) abordan el problema de localización y ruteo (Location Routing Problem, LRP), proponen una heurística basada en recocido simulado (Simulated annealing, SA) y demuestran que es una propuesta que brinda buenos resultados. Además, Lin (2011) aborda un problema de ruteo multimodal en el cual existe cooperación entre recursos pesados (camiones) y recursos livianos (scooter, personas a pie) durante la entrega y recogida para atender a los clientes dentro de una ventana de tiempo determinada. Y posteriormente, Gulczynski et al. (2010) abordan un problema de ruteo de vehículos y desarrollan un método heurístico para su solución; su modelo tiene varios camiones que atienden el mismo cliente y tiene como requisito una fracción mínima de la demanda entregada.

Como se ha afirmado antes, uno de los estudios seminales para las siguientes investigaciones, es el realizado por Murray & Chu, (2015), quienes son los primeros autores en estudiar el problema de vehículos no tripulados y presentan el problema del vendedor ambulante (Travelling Salesman Problem, TSP), que considera el trabajo conjunto de un camión y un dron para aplicaciones de entrega de paquetes. Los autores plantean dos escenarios diferentes: el problema del vendedor ambulante del compañero volador (Flying Sidekick Traveling Salesman Problem, FSTSP) y Problema del vendedor ambulante de programación de drones paralelos (Parallel Drone Scheduling Traveling Salesman Problem, PDSTSP); en los dos planteamientos el camión y el dron parten y regresan a un depósito, existe un conjunto de clientes que deben ser atendidos una única vez y el objetivo es minimizar la duración del recorrido. Sin embargo, la principal diferencia entre los dos escenarios radica en la existencia o inexistencia de sincronización entre el camión y el dron. En FSTSP el depósito está lejos de las ubicaciones de los clientes, el

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

camión visita a algunos clientes fijos debido al peso de los paquetes involucrados, mientras que el resto de los paquetes puede ser entregado por el dron que lleva el camión, aquí, el trabajo realizado por el camión-dron es sincronizado. En PDSTSP el dron y el camión realizan entregas de manera independiente; en este escenario se supone que el depósito es cercano o está dentro del alcance de cierto número de clientes atendidos por un dron, que regresa continuamente al depósito, mientras el camión, atiende a los clientes que se encuentran más lejos, por lo tanto, el dron y el camión funcionan simultáneamente en paralelo. Para estos dos supuestos, los autores proporcionan dos modelos de programación matemática, mediante una formulación lineal de enteros mixtos (Mixed Integer Linear Programming, MILP), que busca disminuir el tiempo de recepción de pedidos a un menor costo. En su estudio realizan un análisis numérico y demuestran la efectividad de dos heurísticas sencillas propuestas: la primera, comienza por encontrar una solución del TSP clásico y luego intenta insertar el dron y eliminar a algunos clientes de la ruta de camiones evaluando los ahorros alcanzables; la segunda, basada en la construcción de una solución inicial en la que los drones atienden a todos los clientes elegibles (aquellos que requieren paquetes que no excedan la capacidad del dron) y luego se aplican heurísticas de búsqueda local para mejorar la solución. A pesar de su efectividad, sólo se obtienen resultados dentro de un periodo de tiempo razonable, para un número pequeño de instancias (10 clientes).

En consecuencia, otros autores como Avellar et al. (2015), Las Fargeas et al. (2015), Mathew et al. (2015), realizan estudios durante el 2015 de problemas relacionados con camiones y drones. Paralelamente, Avellar et al. (2015), desarrollan un modelo de optimización para la cobertura de área mínima de tiempo, utilizando drones y teniendo en cuenta tiempo de vuelo y de configuración; Las Fargeas et al. (2015) aplican técnicas de recocido e investigan otras aplicaciones para los drones como localización con precisión de objetivos terrestres. Y Mathew et al. (2015), abordan un nuevo problema de ruteo de camiones y drones, denominado Problema de Entrega Heterogénea (Heterogeneous Delivery Problem, HDP), similar a TSP-D y FSTSP, definen múltiples nodos en las calles para que los camiones se detengan a lanzar drones y consideran que el camión pueda esperar hasta que el dron regrese en caso de ser necesario.

Sin duda alguna, el trabajo de Murray & Chu (2015) precedió un aumento considerable de investigaciones y el planteamiento de nuevos problemas relacionados. A continuación, se mencionan los estudios más relevantes y sus respectivos aportes.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Mourello Ferrandez et al. (2016), proponen el modelo de un sistema de entrega camión-dron sincronizado que tiene como principales características: múltiples ubicaciones para el lanzamiento, mayor cantidad de drones por camión, diferentes velocidades para el camión y el dron, y lo más importante, el camión no visita los clientes; cada una de sus paradas es la estación de lanzamiento de uno o más drones que entregan paquetes. El objetivo del estudio es minimizar el tiempo total de entrega y para esto, utilizan el algoritmo k-means, que emplea un enfoque de aprendizaje automático no supervisado para dividir la red en grupos, de los cuales se obtiene un centroide que sirve como estación del camión para el lanzamiento de drones. Usan un algoritmo genético para hallar la mejor ruta de los camiones que pasen por las estaciones, comparan los sistemas camión-dron con los sistemas independientes de camiones y concluyen que la reducción del tiempo solo es significativa cuando se emplean dos o más drones por camión.

Los estudios de Campbell et al. (2017) y Carlsson & Song (2018) formulan y utilizan técnicas de modelado de aproximación continua (Continuous Approximation, CA) aplicados al problema de entrega híbrido de camiones y drones, teniendo como supuesto que los puntos de envío de drones estén en cualquier lugar del área de entrega. En particular, Campbell et al. (2017) obtienen el número óptimo de entregas por ruta, de drones por camión y el impacto económico, por medio de la resolución de su modelo, además, demuestran que los beneficios del sistema dependen de la densidad espacial de los clientes y de los costos operativos y/o inactividad relativos de ambos vehículos. Por su parte, Carlsson & Song (2018), desarrollan reglas heurísticas intuitivas para determinar las rutas coordinadas de los vehículos y el mejor conjunto de parámetros; tienen como objetivo el mínimo tiempo de finalización de todas las entregas, en las cuales el camión sirve como depósito móvil para el dron y concluyen que el aumento de eficiencia es proporcional a la raíz cuadrada de la relación de velocidad entre el dron y el camión.

Las ventanas de tiempo son incluidas al VRP-D por Di Puglia Pugliese & Guerriero (2017) en el Problema de Ruteo de Vehículos con Drones y Ventanas de Tiempo (Vehicle Routing Problem with Drones and Time Windows, VRPDTW). Los autores incorporan ventanas de tiempo para los clientes y límite de tiempo para los vehículos y tienen como objetivo minimizar el costo total del viaje; consideran la duración limitada de la batería de los drones y el efecto de tener dos matrices de distancia diferentes para los camiones y los drones. Comparan un sistema con y sin ventanas de tiempo para instancias de hasta 10 clientes, evalúan sus ventajas y concluyen que la activación de los drones está muy influenciada por el costo de transporte y en consecuencia, el

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

número de entregas realizadas por los drones aumenta en la medida en que el costo de transporte en camión lo hace, sin embargo, el problema no incluye las visitas múltiples de drones.

Son precisamente, los estudios de Dorling et al. (2017) y Luo et al. (2017) los que plantean el escenario en el cual el dron puede realizar múltiples visitas. En efecto, Dorling et al. (2017) proponen dos modelos basados en VRP incluyendo limitaciones de resistencia de la batería, suponen que los drones pueden realizar viajes múltiples, atender a más de un cliente por ruta y asumen un valor de velocidad constante; el primer modelo está relacionado con los costos de entrega totales sujetos a un límite de tiempo y el segundo modelo está relacionado con el tiempo de entrega general sujeto a una restricción presupuestaria. Los autores modelan el consumo de energía en función de la batería y el peso de carga útil, presentan una formulación MILP y desarrollan una heurística de recocido simulado (SA) para diferentes instancias de hasta 500 clientes. De la misma forma, Luo et al. (2017) proponen el Problema de ruteo cooperado de dos escalones para el vehículo terrestre (Ground Vehicle GV) y su vehículo aéreo no tripulado (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) (Two-Echelon Cooperated Routing Problem for the Ground Vehicle and its Carried Unmanned Aerial Vehicle, 2E-GU-RP), una variante del TSP de dos escalones cuyo objetivo es minimizar el tiempo total de ruteo del dron. Plantean un escenario en el cual, el camión lleva un dron disponible para realizar múltiples entregas en un solo viaje, los drones visitan a un grupo determinado de clientes inaccesibles para el camión y existen varios puntos de encuentro programados entre un subconjunto preseleccionado de ubicaciones candidatas, donde el camión puede detenerse para lanzar/recuperar el dron; formulan el modelo y proporcionan dos heurísticas constructivas y un algoritmo de búsqueda en profundidad exacto para resolver instancias de tamaño pequeño.

Como se precisó anteriormente, el problema VRPD ya había sido abordado, sin embargo, los estudios realizados por Poikonen et al. (2017) y X. Wang et al. (2017), profundizan el problema incluyendo diferentes escenarios y proponiendo nuevas heurísticas. Con respecto a Poikonen et al. (2017) relacionan el problema de ruteo de vehículos con drones (VRP-D) con el problema del viajante lo suficientemente cercano (Close Enough Vehicle Routing Problem, CEVRP). Añaden el escenario en el cual los drones se lanzan y recuperan en ubicaciones arbitrarias, además, consideran la limitación de la vida útil de la batería de los drones y extienden los límites superiores en la cantidad de tiempo ahorrado, las métricas de costos y el costo fijo de implementación de drones; su planteamiento tiene como principal objetivo minimizar el tiempo de finalización, sin

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

embargo, también consideran una función de costo; finalmente, proponen para futuras investigaciones heurísticas, problemas a desarrollar, e instancias VRP-D de referencia desde un punto de vista computacional. En cuanto a X. Wang et al. (2017), estudian un problema VRP-D considerando el trabajo conjunto de múltiples camiones y drones, donde el objetivo es minimizar la duración total de finalización de la ruta. Los autores plantean un escenario, en el cual cada dron parte de una estación, atiende varios clientes por envío y regresa a la misma estación donde el camión lo espera para la recuperación. Cabe resaltar que, en el estudio, los autores no brindan un marco de optimización para el problema, no tienen en cuenta el costo, asumen trayectorias de viaje rectilíneas para drones y camiones, y una duración ilimitada de la batería del dron; así mismo, realizan una comparación entre las cantidades de tiempo que se pueden ahorrar usando el sistema de cooperación camión-dron con el de camiones. En general, prueban diferentes escenarios del peor de los casos para desarrollar límites sobre el mejor ahorro de tiempo posible que se puede lograr, presentan el máximo ahorro obtenido al utilizar drones en la flota de camiones y concluyen que la integración de drones en el proceso de entrega tiene un ahorro de tiempo sustancial y que los dos factores que mayor impacto producen en el tiempo de finalización son: el número de drones y velocidad del dron.

Otro de los estudios más importantes por ser base de estudios posteriores, es el realizado por Agatz et al. (2018) quienes abordan el problema de colaboración del camión y el dron para entregas, similar al FSTSP, llamado TSP con drones (TSP-D) y plantean un escenario en el cual los drones siguen la red de carreteras, sus operaciones están limitadas por la distancia de vuelo, son más rápidos que los camiones y se pueden lanzar/recuperar en el mismo vértice. Los autores, proporcionan conocimientos teóricos relacionados, proponen un nuevo modelo MILP y presentan nuevas heurísticas eficientes basadas en búsquedas locales (primero camión - segundo dron), además de implementar programación dinámica para la obtención de rutas eficientes. En su estudio demuestran la posibilidad de ahorros significativos en el tiempo de finalización y sugieren considerar múltiples vehículos y recarga de los drones.

Boysen et al. (2018) proponen el problema de programación de drones para rutas de camiones dadas (Scheduling Problem for Given Truck Routes, DSP), desarrollan procedimientos de programación que proporcionan una ruta fija de los camiones y un conjunto de puntos de entrega a los clientes atendidos por los drones. Los autores centran su trabajo en la optimización del horario del lanzamiento y recogida del dron. En el escenario planteado existe diferenciación entre un

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

camión equipado por uno o varios drones y existen diferentes grados de libertad con respecto a la ubicación de regreso del dron al camión. Estudian tres políticas: una con el mismo punto de inicio y aterrizaje, otra donde el dron se puede recoger a más tardar en la siguiente parada después del inicio y la última, en la cual no se consideran restricciones. Obtienen seis variantes e investigan su complejidad computacional. Finalmente concluyen que la configuración que mejor reduce la duración es aquella de dos drones, con recolección a más tardar en la siguiente parada después del inicio.

Conviene mencionar el estudio realizado por Chang & Lee (2018), en el cual los autores consideran que un solo camión transporta varios drones para atender a los clientes. Desarrollan un modelo MILP para calcular la ruta de camión más corta a través de todas las paradas del grupo, con el objetivo de minimizar el tiempo total de entrega. Aun cuando es cierto que algunos autores abordaron nuevos problemas, como es el caso de Cheng et al. (2018), otros autores como Ha et al. (2018) y Ham (2018), prefieren ampliar el problema de Murray & Chu (2015) al realizar sus respectivas investigaciones. En el caso de Cheng et al. (2018), proponen el "Problema de ruteo de drones de viaje múltiple" (Multi-Trip Drone Routing Problem, MTDRP), sugiriendo el escenario en el cual no hay camiones y un dron puede visitar varios clientes por viaje; utilizan un algoritmo de Branch-and-Cut, donde el consumo de energía de los drones está influenciado por la carga útil y la distancia de viaje. Ahora bien, como se mencionó anteriormente Ha et al. (2018) basan su trabajo en el realizado por Murray & Chu (2015), pero como variante principal, agregan minimizar el costo total de transporte, incluyendo el costo de transporte y el costo incurrido por el tiempo de espera. Formulan el problema en forma de MILP y lo resuelven utilizando dos algoritmos: TSP-LS basado en búsqueda local y un procedimiento de búsqueda adaptativa aleatoria codiciosa (Greedy Random Adaptive Search Procedure, GRASP), demostrando que su formulación MILP funciona para instancias pequeñas. Concluyen que los costos se reducen aproximadamente en un 30% con respecto a las soluciones solo para camiones y que la duración se reduce en aproximadamente un 10% para el objetivo de tiempo mínimo. De la misma forma, Ham (2018), amplió el PDSTSP propuesto por Murray & Chu (2015), añadiendo ventanas de tiempo y la posibilidad para los drones de realizar dos tipos diferentes de operaciones, de entrega y recogida, durante las cuales el dron puede visitar hasta dos nodos consecutivos antes de regresar al depósito. Su planteamiento tiene en cuenta múltiples depósitos, camiones y drones, sin embargo, no considera el encuentro entre el camión y el dron, por lo cual no están sincronizadas sus operaciones;

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

para resolver este problema, desarrolló un método de programación de restricciones mejorado mediante el uso de heurísticas de ordenamiento de variables.

Existen también, otros estudios de gran interés publicados en el 2018 relacionados con el tema de investigación. Sin embargo, es importante mencionar los trabajos realizados por Schermer et al. (2018), Ulmer & Thomas (2018) y Yurek & Ozmutlu (2018) por sus aportes al VRPD y los algoritmos y/o heurísticas desarrolladas. Schermer et al. (2018), basan su trabajo en el de Di Puglia Pugliese & Guerriero (2017), formulando un MILP para el VRPD. Proponen un algoritmo basado en la búsqueda de vecindad variable (Variable Neighborhood Search, VNS), además de dos heurísticas con enfoques diferentes: una con dos fases y otra monofásica. La heurística con dos fases consiste en que, una fase de inicialización ayuda a calcular la solución inicial para un TSP utilizando solo camiones y una fase de mejora ayuda a insertar los drones mediante movimientos de búsqueda local. Ahora bien, la heurística monofásica inserta drones antes de comenzar la mejora. Los autores demuestran la efectividad de las desigualdades propuestas y heurísticas para instancias de pequeña y gran escala y concluyen que la heurística de dos etapas es la mejor opción.

Ulmer & Thomas (2018) abordan un problema en el cual se realizan entregas el mismo día, plantean un escenario en el cual los camiones y los drones se envían en la medida en que llegan pedidos de los clientes en forma dinámica y trabajan por separado. En su planteamiento presentan un modelo de proceso de decisión de Markov para el VRP dinámico y tienen en cuenta la red de carreteras, el requisito de carga de los drones, una mayor velocidad para los drones y diferentes capacidades entre camiones y drones; además, su objetivo es maximizar el número esperado de clientes atendidos durante una jornada laboral. Los autores estudian el efecto de diferentes políticas basadas en la distribución geográfica y la distancia para la toma de decisiones de aceptación o rechazo de los pedidos realizados por los clientes y el método de entrega (camión o dron) en el caso en el que sean aceptados.

Yurek & Ozmutlu (2018) plantean un algoritmo con enfoque de optimización iterativo para TSP-D basado en la descomposición del problema en dos etapas; la primera etapa consiste en determinar la ruta de los camiones, y la segunda consiste en encontrar las rutas óptimas para los drones dentro de la ruta para los camiones mediante un modelo MILP. Su enfoque logra la solución óptima para 12 instancias de clientes con un tiempo de solución promedio de 15 minutos, sin embargo, por ser de naturaleza numérica es solo aplicable para instancias pequeñas.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Estudios posteriores presentan un mayor interés para contribuir al cuidado ambiental y de este modo, disminuir los efectos del cambio climático. Es el caso de Chiang et al. (2019), cuyos autores presentan un VRP-D que incluye la evaluación de emisiones de CO₂. En el escenario planteado cada vehículo transporta un dron, puede realizar entregas mientras el dron está volando, cada dron puede realizar una única entrega, y los puntos de lanzamiento y recuperación son diferentes. Los autores estudian el impacto medioambiental del uso de drones con vehículos y proponen dos funciones objetivas: minimizar las emisiones de CO₂ y minimizar el costo total. Asimismo, resuelven el problema con un algoritmo genético, analizan los efectos en el costo y en las emisiones, y concluyen que el uso de drones es una solución rentable y amigable con el medio ambiente.

Por otra parte, durante los dos últimos años han tenido mayor participación las investigaciones que consideran condiciones representativas para la entrega de paquetes y los beneficios de la utilización de drones en el contexto de gestión de desastres. Tal es el caso de Jeon et al. (2019), donde los autores amplían el FSTSP para incluir dos consideraciones: la existencia de zonas aéreas restringidas para el dron y el efecto del peso del paquete en el consumo de carga útil de los drones. Plantean un escenario en el cual los drones pueden atender a un cliente a la vez y el objetivo es minimizar el tiempo de finalización. Presentan un MILP y una heurística constructiva y de búsqueda de dos fases, que se utiliza para resolver instancias del mundo real.

Karak & Abdelghany (2019), Abordan el problema de ruteo de vehículos híbridos y drones (The Hybrid Vehicle-Drone Routing Problem, HVDRP) para operaciones de entrega y recogida de paquetes. Plantean un escenario en el cual cada estación solo puede ser visitada una vez, el camión espera en la estación hasta terminar de recoger todos los drones programados para regresar, las baterías de los drones se reemplazan por baterías completamente cargadas cada vez que el vehículo los recoge, y el camión funciona como una nave nodriza que transporta simultáneamente varios drones, sin visitar a los clientes; conjuntamente, formulan el problema incluyendo restricciones relacionadas con el alcance de vuelo y la capacidad de carga, y proponen una heurística de ahorro híbrida que comparan con dos heurísticas impulsadas por vehículos y drones.

Kitjachoenchai et al. (2019) amplían el FSTSP al incluir múltiples camiones y drones en el problema de vendedor ambulante múltiple con drones (Multiple Travelling Salesman Problem with Drone, mTSPD), donde el objetivo es minimizar el tiempo de entrega. Asumen que un dron

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

puede ser recuperado por cualquier camión que este cerca, no consideran limitaciones de resistencia ni tiempos de lanzamiento/entrega, el camión tiene capacidad ilimitada y solo puede lanzar o recuperar un dron por estación. Los autores presentan una programación de enteros mixtos (Mixed Integer programming, MIP) y proponen una heurística de dos fases basada en inserción para resolver problemas con hasta 50 clientes; la primera fase, construye una solución inicial para m-TSP y la segunda, utiliza varios operadores de extracción e inserción para encontrar una solución para el m-TSP con drones.

Poikonen et al. (2019), proponen para la variante TSP-D y cuatro enfoques heurísticos basados en ramificación y enlace. Su estudio es similar al trabajo de Agatz et al. (2018); sin embargo, difiere en que el camión puede permanecer parado mientras el dron realiza una entrega. Los autores comparan sus cuatro enfoques heurísticos computacionalmente y analizan la compensación entre el valor objetivo y el tiempo de cálculo, además del efecto de la duración y velocidad de la batería del dron. Concluyen que un dron con duración de la batería de 20 min y el doble de la velocidad del camión produce ahorros sustanciales. Sacramento et al. (2019) estudian una variante del FSTSP y establecen un modelo MILP que tiene como objetivo la minimización de costos operativos bajo la restricción de una duración máxima para todas las rutas. Incluyen características como el costo de la batería, la resistencia, la velocidad del dron y la capacidad de carga útil. Proponen un procedimiento con algoritmo de búsqueda adaptativa de grandes vecindarios (Adaptive Large Neighborhoods Search, ALNS) y sugieren varios métodos de destrucción y reparación específicos del problema. Además, demuestran que su formulación MILP se puede utilizar para resolver instancias pequeñas. Finalmente, concluyen que la resistencia de los drones tiene un impacto claro en las soluciones, así como en la capacidad de carga útil, no obstante, la velocidad del dron no afecta el costo; de igual forma, su formulación produce ahorros de hasta 30% comparada con la del sistema de camiones.

Schermer et al. (2019) realizan dos estudios relacionados con el estudio de camiones y drones. En su parte a, ofrecen una especificación formal del VRPD con operaciones en ruta a través de un MILP y presentan dos algoritmos para resolver el problema de ruteo de vehículos con drones y operaciones en ruta; deducen computacionalmente que las operaciones en ruta ofrecen ahorros aun cuando hacen que el problema sea significativamente más difícil de resolver. En la parte b, proponen el problema de ruteo de vehículos con drones y operaciones en ruta (Vehicle Routing Problem with Drones and En Route Operations, VRPDERO), una extensión de VRPD, en la cual

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

asumen que los drones también pueden lanzarse y recuperarse en algunas ubicaciones discretas en cada arco. Formulan el VRPD como un MILP, presentan diversos conjuntos de desigualdades válidas (Sets of Valid Inequalities, VIEQ), proponen el problema de asignación y programación de drones (Drone Assignment and Scheduling Problem, DASP) y concluyen de sus resultados numéricos, que el uso de drones puede reducir significativamente el alcance; y que, la heurística propuesta tiene una contribución significativa.

Z. Wang & Sheu (2019) estudian el VRPD, y añaden un escenario en el cual los drones realizan múltiples entregas por viaje y regresan a cualquier camión disponible en la flota. Asumen la existencia de un conjunto predeterminado de centros de servicio, la posibilidad de que los drones despeguen directamente del depósito/centro de servicio/camión y la restricción de que el camión solo se estacione en la ubicación de un cliente. Proponen un modelo MIP que tiene el objetivo de minimizar los costos logísticos y desarrollan un algoritmo de sucursal y precio para resolver la solución exacta. Concluyen que el uso de drones con una duración mayor de vuelo puede reducir el costo logístico total en aproximadamente un 10%, además de reducir el tiempo medio de entrega.

Agárdi et al. (2020) proponen una variante del TSP-D que incluye la posibilidad de que el dron se lance y se recupere en el mismo nodo y tenga múltiples visitas, además, busca minimizar la distancia total recorrida por el camión y el dron. Proponen cuatro heurísticas y finalmente concluyen que el algoritmo genético presenta un mejor rendimiento. Así mismo, Dayarian et al. (2020), presentan el “Problema de ruteo de vehículos con reabastecimiento de drones” (Vehicle Routing Problem with Drone Refueling, VRPDR) para entregar los paquetes a los clientes. Introducen una novedosa variable dinámica y plantean un sistema de entrega a domicilio en el cual existe un trabajo colaborativo entre drones y camiones, donde el dron reabastece un camión de reparto con regularidad. Finalmente, desarrollan diferentes algoritmos y comparan su desempeño, para cuantificar los beneficios del sistema.

Debe señalarse la especial importancia de dos estudios que aportan elementos importantes para la investigación en relación con el ruteo de vehículos con dos escalones, siendo los trabajos realizados por Kitjacharoenchai et al. (2020) y Liu et al. (2020). En caso de Kitjacharoenchai et al. (2020) proponen un modelo MIP y dos heurísticas para resolver el problema de ruteo de vehículos de dos escalones. Una heurística está basada en un algoritmo de construcción y la otra en búsqueda de grandes vecindarios. Consideran capacidad limitada para camiones y drones, y la restricción de

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

que el dron sea lanzado solo una vez desde el camión y pueda realizar múltiples visitas. Finalmente, determinan que la heurística basada en la búsqueda de vecindario grande ofrece mayor rendimiento y resulta eficiente para la resolución del problema. Así mismo, Liu et al. (2020) abordan el problema de ruteo de dos escalones, considerando la capacidad del camión y el dron y el efecto del consumo en función de la carga útil, la eficiencia del motor, la distancia recorrida y la velocidad de vuelo constante. Proponen una heurística híbrida basada en barrios más cercanos y estrategias de ahorro. Realizan experimentos y concluyen que el uso de drones produce un mayor ahorro cuando es mayor el número de paquetes livianos, la capacidad de los drones, la carga útil y la batería.

Importa para el contexto de ayuda humanitaria, la minimización del tiempo de espera de las personas que requieren los paquetes, por este motivo el trabajo de Moshref-Javadi et al. (2020) resulta de gran interés. Los autores dividen su investigación en dos partes: en la primera, plantean un modelo matemático cuyo objetivo es minimizar el tiempo total de espera del cliente, desarrollando un algoritmo eficiente basado en la metaheurística ALNS, hacen pruebas, comparan los resultados con el problema tradicional de un solo camión y concluyen que utilizar un sistema de entrega multimodal produce mayor eficacia. En la segunda parte, los drones deben recuperarse en el lugar del cual se lanzaron, pueden lanzarse más de una vez y tener múltiples visitas; el camión debe recuperar en el mismo punto todos los drones lanzados para poder continuar. Los autores proponen un algoritmo híbrido de recocido simulado por búsqueda tabú para resolver su variante en casos de problemas de tamaño real. Concluyen que los parámetros más influyentes en el rendimiento del sistema son el número de drones por camión, la relación de velocidad drones-camión y los tiempos de servicio de los vehículos.

Murray & Raj (2020) abordan el problema de FSTSP considerando un número arbitrario de drones heterogéneos pertenecientes al camión. Consideran diferentes velocidades de viaje, capacidades de carga útil, tiempos de servicio y duraciones de vuelo. Tienen en cuenta la resistencia del vuelo, evalúan la energía utilizada por el dron y determinan el tiempo de operación para dos variantes del problema: una donde un dron puede salir o entrar al depósito solo si está presente el camión y otra donde el dron es independiente. Finalmente, resuelven el problema utilizando una heurística de tres fases para instancias de hasta 100 clientes. En cuanto a Poikonen & Golden, (2020) desarrollan el problema de ruteo de drones de visitas múltiples k ” (The k -Multi-Visit Drone Routing Problem, k -MVDRP), que plantea un tándem entre un camión y k drones considerando la

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

posibilidad de que un dron realice múltiples entregas y transporte múltiples paquetes heterogéneos. Para resolverlo, proponen una heurística llamada ruta de transformación y camino más corto, adicionalmente, realizan experimentos computacionales y un análisis de sensibilidad con parámetros de investigaciones recientes.

Salama & Srinivas (2020), presentan modelos de programación matemática para optimizar de forma conjunta la agrupación de ubicaciones de los clientes, y el ruteo de drones y camiones. Consideran que un camión transporta varios drones hacia un punto focal, donde cada dron realiza solo una entrega por viaje y por grupo, además un cliente puede ser atendido por el camión o el dron. Estudian dos funciones objetivas contradictorias: minimizar los costos totales de envío y minimizar el tiempo de finalización. Proponen un procedimiento de inicio de aprendizaje automático para acelerar la solución MILP y desarrollan una heurística de tres pasos: agrupar para encontrar el punto focal, mover cada punto focal del grupo a la ubicación de entrega más cercana que es atendida solo por un camión y encontrar una ruta óptima para camiones utilizando un modelo TSP estándar. Investigan el efecto de las paradas de los camiones, realizan un estudio computacional y concluyen que, permitir que los puntos focales estén en cualquier lugar del área de entrega en lugar de restringirlos a las ubicaciones de los clientes, genera ahorros sustanciales con respecto al costo y el tiempo de finalización.

Euchi & Sadok (2021) abordan el problema VRPD considerando la influencia positiva que ofrece al medio ambiente; presentan un modelo MILP para describir el problema y confirman la formulación a través de un software CPLEX con instancias pequeñas. Para su resolución, proponen un algoritmo genético híbrido combinado con las heurísticas del vecino más cercano y de ahorro modificada (GAXSweepLS); y desarrollan múltiples barrios insertando e intercambiando solicitudes para utilizar la estructura del problema. Con la finalidad de comprobar los resultados del algoritmo propuesto, realizan comparaciones con el estudio de Sacramento et al. y efectúan simulaciones en varios casos, utilizando un número variable de puntos con el solucionador IBM CPLEX; demostrando que el nuevo algoritmo es más eficiente en cuanto a calidad de la solución y tiempo de ejecución. Finalmente, concluyen que el enfoque propuesto ofrece buenos resultados, alcanzando niveles de mejora en el objetivo de hasta 84% y brindando soluciones de buena calidad, mientras cumple con las restricciones propuestas.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Tamke & Buscher (2021) desarrollan un modelo MILP para el problema de ruteo de vehículos con drones (VRPD) con dos funciones objetivo diferentes orientadas a la minimización del tiempo máximo de finalización y del tiempo total de finalización e introducen desigualdades válidas basadas en las propiedades del problema, a fin de fortalecer la relajación lineal para eliminación de subtour. Proporcionan una rutina de separación que identifica los cortes violados en soluciones relajadas y las agregan de manera eficiente durante la optimización, obteniendo el primer algoritmo de ramificación y corte para VRPD que ofrece buenos límites inferiores y aproximaciones para los límites superiores del problema original, en tiempos de ejecución notablemente reducidos. Finalmente, demuestran que la integración de camiones y drones en los sistemas de entrega mejora la velocidad de entrega y los costos operativos de los conductores, y permite reducir el tamaño de la flota de un tercio a la mitad sin ralentizar el proceso de entrega ni aumentar la carga de trabajo de los camiones.

En su artículo de revisión, Li et al. (2021) cubren detalladamente partes importantes de investigaciones y algoritmos incluidos en publicaciones de las principales revistas de investigación operativa relacionadas con los aspectos de modelado, restricciones en satélites capacitados, sincronización de satélites y acoplamiento/desacoplamiento de vehículos en satélites. La contribución del estudio se orienta a la clasificación y caracterización de los problemas de ruteo de dos escalones y la breve incorporación diversas formulaciones para describir los mecanismos de conexión del esquema multi-escalón. Específicamente, revisan los estudios sobre el 2E-VRP y el 2E-LRP con sincronización satelital (CM-I); el TTRP que involucra sincronización satelital y acoplamiento/desacoplamiento de un camión con un remolque desmontable (CM-II y CM-III); y examinan estudios sobre las variantes del problema de ruteo con o sin continuidad de tiempo en los modos de entrega GV-UAV (CM-IV y CM-V).

Chen et al. (2021) incorporan el problema de generación de rutas para vehículos con ventanas de tiempo y robots de entrega (Vehicle Routing Problem with Time Windows and Delivery Robots, VRPTWDR) como una variante del VRP clásico, teniendo como recursos las camionetas y los robots autónomos para la entrega de última milla en áreas pobladas. Abarcan el VRPTW con robots de reparto autónomo, analizando sistemáticamente los problemas de sincronización y la relación de dos recursos de entrega diferentes bajo el sistema de despacho-espera-recolección. Para su resolución, desarrollan un algoritmo heurístico ALNS, mostrando su rendimiento y eficacia mediante experimentos computacionales. Los resultados destacan el

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

rendimiento del algoritmo, indicando ahorros significativos en términos de tiempos operativos. Por último, concluyen que: el uso de robots para los clientes disminuye drásticamente el valor objetivo beneficiando las operaciones de reparto urbano; las ventanas de tiempo reducen la posibilidad de servicios de entrega paralelos realizados por robots; el aumento en el número de clientes accesibles a los robots mejora el valor objetivo; y con mayor desarrollo tecnológico, la velocidad y la capacidad de los robots puede aumentar los beneficios.

Moshref-Javadi & Winkenbach (2021) presentan un marco estructurado, integral y escalable para clasificar los sistemas de entrega basados en drones y sus problemas de ruteo asociado junto con una revisión y síntesis de la literatura académica existente en este dominio; resumen los modelos basados en drones en función de sus características, objetivos y metodologías utilizadas en cada artículo definiendo límites y facilitando su comparación. El estudio ayuda a identificar problemas de planificación operativa, priorizando las brechas de investigación que deben abordarse a futuro. Concluye que la mayoría de los artículos de la literatura estudian algoritmos de optimización para modelos multimodales sincronizados, que carecen de parámetros realistas como: costos, tiempo y batería de los drones, tipos de entornos o limitaciones del mundo real, como condiciones de tráfico, cuestiones legales y regulaciones; y que adicionalmente, existen escasos estudios completos de aplicación operativa como problemas integrados de ruteo, gestión de inventario, de ubicación y programación que comparen el rendimiento logístico de los diferentes modelos existentes para conocer la aplicación más eficiente de cada enfoque.

El artículo presentado por Pina-Pardo et al. (2021) presenta el problema del vendedor ambulante con fechas de lanzamiento y reabastecimiento de drones (The Traveling Salesman Problem with Release Dates and Drone Resupply, TSPRD-DR), que consiste en encontrar una ruta de tiempo mínimo para que un solo camión pueda recibir nuevos pedidos disponibles a través de un dron enviado desde el depósito. Los autores desarrollan un MILP para minimizar el tiempo total de entrega, y un enfoque de solución para instancias más grandes. Los experimentos numéricos exponen que el uso de drones reduce el tiempo total de entrega hasta en un 20%; además, con el enfoque de descomposición propuesto se pueden obtener, en cortos periodos de tiempo soluciones de alta calidad para instancias entre 10 y 50 clientes.

Nguyen et al. (2022) presentan el Problema de ruteo de vehículos de programación de drones paralelos de costo mínimo (The Min-cost Parallel Drone Scheduling Vehicle Routing

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Problem, PDSVRP), como variante del PDSTSP con múltiples camiones, teniendo como objetivo minimizar los costos totales de transporte incurridos. Formulan el problema como un MILP y proponen un sencillo método heurístico Ruin and Recrear (RYR) llamado Slack Induction by String and Sweep Removals (SISSRs). Demuestran que el algoritmo supera a otros en términos de calidad, al proporcionar soluciones muy buenas en cortos periodos de ejecución (con hasta 400 clientes). Llevan a cabo un análisis de sensibilidad utilizando CART (Classification And Regression Trees) infiriendo que la capacidad de la batería, seguida de la relación de costo camión-dron son los parámetros que garantizan más beneficios.

3. Marco de Antecedentes

Algunos trabajos investigativos realizados en la Universidad Industrial de Santander por estudiantes de pregrado y maestría abordan problemas relacionados con el ruteo de vehículos, drones, dos escalones y ventanas de tiempo. A fin de conocer el desarrollo de las investigaciones realizadas previamente, y su aporte y similitud con el presente estudio, se presentan los trabajos que resultan de mayor relevancia.

Los trabajos de Camacho & Ramírez (2019) y Mejía & Perdomo (2019) orientan su investigación hacia la ayuda humanitaria posdesastre sísmico en Bucaramanga, mediante dos enfoques diferentes. Camacho & Ramírez (2019) desarrollan un modelo para el problema de ruteo de vehículos con dos funciones objetivo: minimizar la distancia de viaje y la vulnerabilidad de la ruta, utilizando el lenguaje de programación Go (lenguaje de programación desarrollado por los ingenieros de Google) para analizar diferentes métricas y mejorar el desempeño del sistema de apoyo de decisiones. Para la resolución del modelo que incluye ecuaciones no lineales, utilizan técnicas metaheurísticas de algoritmo genético de búsqueda no dominada elitista de segunda generación (Nondominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA-II), disminuyendo el tiempo de ejecución y generando un conjunto de soluciones óptimas de Pareto. Los resultados obtenidos son comparables entre los escenarios propuestos y cumplen con la distribución de ayudas de forma imparcial y equitativa.

Mejía & Perdomo (2019) abordan el problema de localización de instalaciones y ruteo de vehículos planteando periodos de tiempo dinámico. Consideran la capacidad definida para depósitos y vehículos con el propósito de cubrir la demanda de artículos de socorro, representada por números difusos de nodos de los clientes; asimismo, proponen un algoritmo de optimización

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

genético considerando el tiempo de respuesta como el factor principal. Los resultados computacionales muestran que el índice de preferencia del despachador (Dispatcher Preference Index, DPI) tienen gran influencia en la longitud de las rutas planificadas, distancia adicional y costos por fallo de ruta; adicionalmente, las instancias obtenidas mediante el algoritmo genético presentan mejoras del 80% respecto al Algoritmo Heurístico Híbrido original (Hybrid Heuristic Algorithm, HHA).

Sánchez (2020) aborda el problema de ruteo de vehículos Milk-run con ventanas de tiempo y el objetivo de minimizar los gastos de transporte mediante la obtención de la mejor ruta. Para la solución del problema tipo NP-Hard emplea la metaheurística de Búsqueda Tabú (Tabú Search, TS), un algoritmo de optimización combinatorio que cumple con el objetivo propuesto. Los resultados demuestran que la propuesta presenta mayor calidad de la solución, menor tiempo computacional, amplia reducción del número de iteraciones requeridas y la obtención de un costo menor, comparada con la heurística de enjambre de partículas (Particle Swarm Optimization, PSO), utilizada por Ma, & Wei en 2013.

Jiménez & Tarazona (2020) abordan el problema de ruteo de vehículos con drones en la distribución última milla conocido en la literatura como VRPD (Vehicle Routing Problem with Drones), aplicado a la logística humanitaria. Para su resolución utilizan el algoritmo de búsqueda adaptativa de grandes vecindarios (ALNS), con el cual facilitan la búsqueda de soluciones mejores a la inicial aplicando diferentes heurísticas de destrucción y reparación en el lenguaje de programación Python. Los resultados computacionales demuestran que la metaheurística ALNS mejora la solución inicial del algoritmo de ahorro propuesto por Clarke y Wright (CWA); sin embargo, aun cuando brinda mayor efectividad y obtiene mejores soluciones para instancias pequeñas, no es eficiente para instancias grandes en relación con el tiempo empleado. Finalmente, hallaron relación entre el factor de carga y la velocidad del viento con la decisión de lanzamiento del dron, por influir en el tiempo de vuelo necesario. En el escenario planteado los autores no incluyen ventanas de tiempo, ni consideran un sistema de dos escalones.

4. Marco Teórico

4.1. Desastre

Un desastre es considerado como una combinación concentrada en tiempo y espacio de peligro, vulnerabilidad e incapacidad para reducir las posibles consecuencias negativas del riesgo;

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

donde una comunidad sufre graves pérdidas que impiden funciones esenciales para la sociedad (Fritz, 1961). Asimismo, puede definirse como la interrupción del funcionamiento normal de un sistema o comunidad provocada por el efecto de un peligro sobre personas vulnerables, o como una disrupción ecológica abrumadora que ocurre en una escala suficientemente grande y ocasiona gran impacto en la comunidad, estructura y medio ambiente, superando la capacidad local de respuesta y requiriendo asistencia externa (Penuel et al., 2013; Vitoriano et al., 2013).

En cualquier caso, debido a la globalización que vivimos actualmente todas las regiones están interconectadas y el problema de cualquier región afecta la estructura social y económica de otros países (Vitoriano et al., 2013). De ahí que la ocurrencia de un desastre causa efectos adversos en la sociedad entera involucrando a todos y desafiando la capacidad de respuesta de las comunidades y naciones para recuperarse rápidamente, preservar la población e infraestructura y disminuir la cantidad de pérdidas humanas y físicas (Altay & Green, 2006).

4.1.1. Gestión de Desastres.

Se entiende la gestión de desastres como la previsión y evaluación del riesgo de desastres junto con la identificación de procedimientos para evitar o minimizar su impacto mediante el desarrollo de un conjunto de actividades antes, durante y después del desastre. Se caracteriza por ser sumamente compleja e involucrar gran presión de tiempo, varios tipos de incertidumbre, muchas partes interesadas y escasez de recursos (Vitoriano et al., 2013).

En la gestión de desastres, diferentes autoridades crean medidas preventivas y planes para reducir los efectos del desastre y volver a la función normal lo más rápido posible, a la vez que aprenden de cada experiencia para mejorar la prevención y reacción. Su proceso de toma de decisiones es especialmente difícil y su mejora exige superar el desafío atribuido a la presión de emplear óptimamente los pocos recursos disponibles con el alto nivel de incertidumbre, asociados a la naturaleza de los desastres.

4.1.2. Principales Desafíos en la Gestión de Desastres

Incertidumbre asociada a la impredecibilidad del evento y al comportamiento humano.

Problemas de coordinación entre los diferentes niveles de respuesta a desastres.

Objetivos opuestos entre las partes directamente interesadas y los elementos de apoyo del sistema.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Dificultad en la recopilación de datos para el desarrollo de modelos que apoyen la toma de decisiones, dada por la estricta limitación de tiempo durante la emergencia.

4.1.3. Ciclo de Gestión de los Desastres.

El ciclo de gestión de desastres es un sistema compuesto por cuatro etapas sucesivas interdependientes: mitigación, preparación, respuesta y recuperación (Alexander, 2002); en las cuales se realizan dos tipos de operaciones propias del ciclo: operaciones de socorro y de desarrollo, como se expone en la *Figura 2*. A continuación, se presenta la descripción de las etapas y operaciones del ciclo (Vitoriano et al., 2013; Yáñez-Sandivari et al., 2021):

Mitigación: Esta etapa tiene como propósito tomar acciones y decisiones de mediano-largo plazo, encaminadas a prevenir y disminuir las consecuencias de la ocurrencia de algún desastre no inminente. Incluye la realización de actividades como: desarrollo de sistemas de predicción, planes de emergencia, asignación de recursos e identificación de grupos de riesgo, vulnerabilidades y patrones.

Preparación: Tiene lugar desde el momento en que los sistemas de predicción disponibles dan alarma de un evento hostil inminente, hasta el momento en que ocurre. Las actividades asociadas a esta etapa son: inicio del protocolo de emergencia, planes de evacuación, análisis real del peligro, estudios y alistamiento de inventario, entre otras actividades cruciales.

Respuesta: La finalidad de esta etapa es salvar vidas; es especial por su corta duración y su alta emergencia e incertidumbre. Se divide en dos fases, una de respuesta inmediata que incluye actividades de rescate y asistencia médica urgente de la población afectada; y otra de respuesta media, que comprende actividades vinculadas con la satisfacción de funciones esenciales de la población afectada como refugio, asistencia médica, suministro de agua y alimentos, entre otros.

Recuperación: Esta etapa se realiza a lo largo de un gran periodo de tiempo, en el cual se implementan acciones y decisiones enfocadas a la eficiente recuperación del funcionamiento normal de la comunidad. Se ocupa de actividades como reconstrucción de infraestructura, recursos vitales, servicios y mejoramiento para disminuir vulnerabilidades específicas.

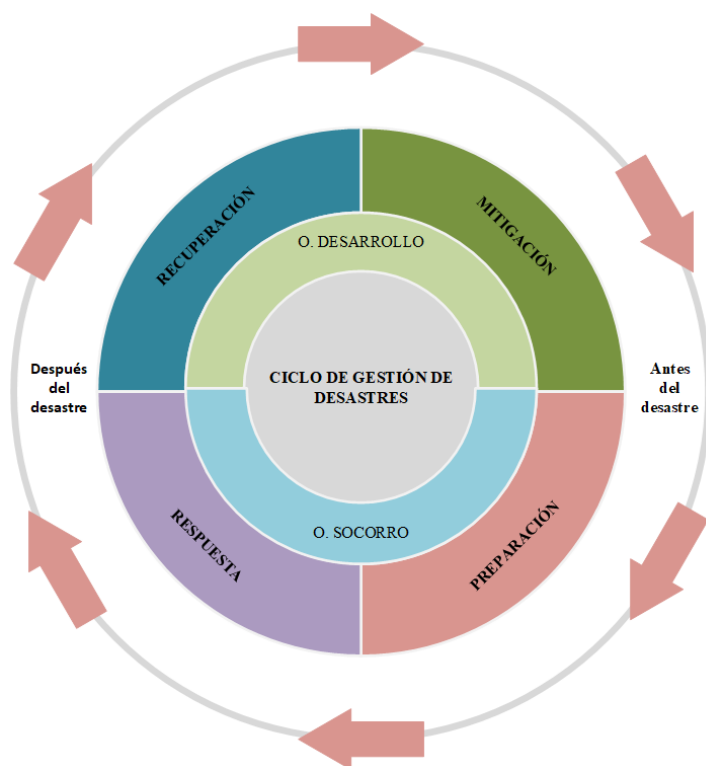
Operaciones de socorro o alivio: Son realizadas en las etapas de preparación y respuesta. Tienen como finalidad salvar la mayor cantidad de vidas posibles a través de actividades relacionadas con evacuación, primeros auxilios, distribución de alimentos y provisión de refugios,

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

entre otras; sus principales desafíos se encuentran en la restricción presupuestaria, en las dificultades de acceso al área afectada y en el alto nivel de incertidumbre de oferta y demanda asociado a la magnitud del desastre.

Figura 2.

Ciclo de Gestión de Desastres



Nota. Adaptado de Alexander (2002)

Operaciones de desarrollo: Son ejecutadas principalmente en las etapas de recuperación y mitigación, orientándose a mejorar desafíos logísticos y a minimizar el costo asociado. Su duración es extensa comparada con las operaciones de socorro, alcanzando periodos con duración de meses a años dependiendo de la gravedad de las consecuencias del evento.

4.2. Logística Humanitaria

El instituto Fritz define la logística humanitaria en “The Humanitarian Logistics Conference” de 2004, como el proceso de planificación, implementación y control de flujo y almacenamiento eficiente y rentable de bienes y materiales, así como información relacionada, desde el punto de origen hasta el punto de consumo, con el fin de cumplir con los requisitos de

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

poner fin a las necesidades de los beneficiarios y aliviar el sufrimiento de las personas vulnerables. De igual forma, incluye diferentes actividades, entre ellas la preparación, planificación, adquisición, transporte, almacenamiento, historial y control aduanero (Vitoriano et al., 2013).

Las principales características que diferencian la logística humanitaria de la logística comercial son: demanda no previsible en cuanto a tiempo, ubicación geográfica, tipo de productos requeridos y cantidad; entrega de una extensa cantidad y variedad de suministros en un reducido límite de tiempo; intervención de diferentes tomadores de decisiones, propia de la gestión de desastres; y entrega asociada a una alta exposición, con escasos recursos humanos, económicos, tecnológicos y de capacidad disponibles (B. Balcik & Beamon, 2008). Tras la ocurrencia de un desastre, la logística humanitaria es un factor fundamental para salvar la mayor cantidad de vidas posibles y resulta imprescindible la optimización del tiempo, los recursos económicos y la acción humana (Thomas & Kopczak, 2007).

4.3. Logística de última milla

Es definida por el Banco Interamericano de Desarrollo como “el último eslabón del servicio de la cadena de abastecimiento, que incluye todos los movimientos relacionados con actividades comerciales, de suministro y distribución de productos para la industria, su comercialización y el consumo de bienes en las ciudades”. La distribución de última milla se caracteriza por el recorrido de distancias cortas, además, de ser decisiva en relación con la percepción de las personas que reciben el producto. La ejecución de este tipo de logística es de las más difíciles de llevar a cabo, debido a que la entrega de cada paquete se hace en una dirección distinta, incrementando el tiempo empleado en el desplazamiento y en la entrega de cada producto a su destinatario. En el contexto de la logística humanitaria se entiende como la etapa final de la cadena logística para la ayuda humanitaria, mediante la entrega de socorro a las personas afectadas por los desastres, requiriendo una gestión óptima en la distribución de la ayuda a su destino final. (Burcu Balcik et al., 2008; Qureshi & Taniguchi, 2020)

4.4. Optimización

La optimización es el proceso de determinar el valor de las variables asociadas a un objetivo limitado por un conjunto de restricciones, que proporcionan la mejor solución a un problema. En Ali et al. (2019) es definida como una de las principales herramientas cuantitativas en red de toma de decisiones, que ayuda a mejorar soluciones para uno o más objetivos en algún conjunto prescrito

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

de circunstancias. Aunque requiere algoritmos computacionales robustos y eficientes, presenta gran utilidad en diversas disciplinas, resolviendo problemas representados por modelos matemáticos con distintos tamaños, en una cantidad conveniente de tiempo computacional. Los problemas de optimización pueden ser de diferente tipo y su solución puede ser programada con dos configuraciones: variables reales o variables discretas.

4.4.1. Optimización Combinatoria.

Los problemas de optimización combinatoria (Combinatorial Optimization Problem, COP) son problemas en los cuales se plantea un conjunto finito de soluciones factibles, para lograr el resultado que mejor minimice o maximice la función objetivo. Este tipo de problemas es denominado de tipo NP-Hard, es decir, es improbable la existencia de un algoritmo eficiente de tiempo polinomial para su solución; siendo preciso descartar la búsqueda de la solución óptima o exacta, para encontrar una solución aproximada.

Tabla 2.

Principales Componentes de un Problema de Optimización Combinatoria

Componente	Descripción	Expresión
Problema de Optimización Combinatoria (COP)	Programa de optimización restringido.	$P = (S, f)$
Un conjunto de variables	Definen las decisiones a tomar.	$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$
Un dominio de las variables	Variables discretas	$D_1, D_2, \dots, D_n.$
Restricción entre variables	Limitaciones naturales o impuestas del problema.	
Una función objetivo	Define la medida de la calidad, para cada asignación factible de valores a las variables.	$f: D_1 \times D_2 \times \dots \times D_n \rightarrow \mathbb{R}^+$
Región factible o espacio de búsqueda.	Conjunto de puntos que satisfacen las restricciones.	$S = \{s = \{(x_1, v_1), \dots, (x_n, v_n)\} \mid v_i \in D_i\}$

Nota. Adaptado de Baghel et al. (2012) y Bengio et al. (2021)

Para resolverlo, se emplean algoritmos de aproximación con cierta garantía de rendimiento, que entreguen soluciones factiblemente buenas (Hochba 1997; Korte & Vygen 2018).

El COP es resuelto al hallar una solución $s^* \in S$, tal que el valor de la función objetivo para s^* sea:

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

El más pequeño posible para minimizar, es decir, $f(s^*) \leq f(s) \forall s \in S$.

El más grande posible para maximizar, es decir, $f(s^*) \geq f(s) \forall s \in S$

4.4.2. Algoritmos De Solución Para los Problemas de Optimización Combinatoria.

Los algoritmos para resolver problemas de optimización combinatoria pueden dividirse en dos tipos: exactos o aproximados.

Algoritmos exactos: Son algoritmos que ofrecen la solución óptima cuando el conjunto de todas la soluciones potenciales es bajo. No obstante, dado que los problemas de optimización combinatoria acostumbran a tener un amplio número de óptimos locales y globales, sus algoritmos de búsqueda suelen quedar encerrados en óptimos locales, por lo cual, generalmente requieren tiempo de cálculo exponencial y son poco prácticos en aplicaciones del mundo real (Lu et al. 2019).

Algoritmos aproximados: Este tipo de algoritmos no brindan la solución exacta, sin embargo, permiten obtener buenas soluciones en periodos de tiempo significativamente reducido. Los algoritmos aproximados incluyen algoritmos de aproximación, heurísticas específicas de problemas y metaheurísticas. Los algoritmos de aproximación generan una solución aproximada, con calidad y límite de tiempo de ejecución verificable. Como su nombre lo indica, las heurísticas específicas del problema son algoritmos especialmente diseñados para cada problema y dependen de las características propias del mismo. Por último, las metaheurísticas son algoritmos diseñados de manera más general para resolver diferentes problemas difíciles de optimización; exploran el espacio de solución, reducen efectivamente su tamaño y lo aprovechan de manera eficiente (Dowlatshahi et al., 2014).

4.5. Vehículos Aéreos no Tripulados (UAV)

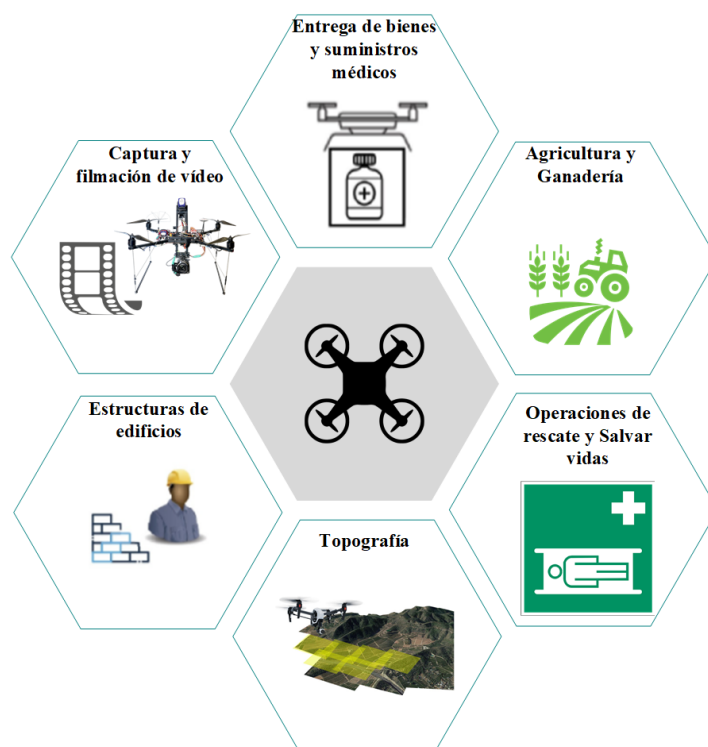
Los vehículos aéreos no tripulados (Unmanned Aerial Vehicles, UAV) son definidos como un tipo de vehículo robótico, con la capacidad de transportar cargas útiles y ejecutar misiones de vuelo, que pueden ser guiados por estaciones de control remoto o de forma autónoma (Alladi et al., 2020), de modo que, no dependen de un operador humano a bordo para manejarlo. Los UAV originalmente fueron creados para aplicaciones militares como vehículos armados, ideados para disminuir el riesgo de los humanos en el territorio enemigo. Posteriormente, los avances investigativos y tecnológicos atendieron al desarrollo de una amplia variedad de ellos considerando diferentes capacidades, tamaños, rangos de vuelo y altitud máxima, entre otras propiedades que

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

permiten su explotación en diversas aplicaciones (Rao et al., 2016). Sus principales limitaciones se encuentran en la vida útil de la batería, la capacidad de peso y el control del espacio de vuelo requerido (Outay et al., 2020).

Figura 3.

Campos de Aplicación de Vehículos Aéreos no Tripulados



Nota. Adaptado de Alladi et al. (2020).

Durante los últimos años, se ha evidenciado el aumento del desarrollo y utilización de UAV en todos los sectores, esto se atribuye al avance tecnológico y a su competencia para ejecutar operaciones difíciles (ver *Figura 3*). Los UAV brindan flexibilidad, facilidad de implementación y capacidad sincrónica para realizar tareas difíciles a la vez que recolectan información. Adicionalmente, su utilización proporciona beneficios como ahorros económicos, disminución de emisiones contaminantes y menor exposición a situaciones riesgosas para los seres humanos. La *Figura 3* expone algunos campos de aplicación de los UAV como entrega de bienes y suministros médicos, agricultura y ganadería, operaciones de rescate, salvar vidas, topografía, estructuras de edificios y captura y filmación de vídeo (Alladi et al., 2020); además, tienen empleabilidad en

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

inspecciones de conductos, vigilancia y recolección de datos, entre otros campos por su facilidad de desplazamiento y funcionamiento en áreas remotas (Outay et al., 2020; Rao et al., 2016).

4.6. Problema de Ruteo de Vehículos

El problema de ruteo de vehículos (Vehicle Routing Problem, VRP) es un problema fundamental de la investigación de operaciones aplicada a las ciencias del transporte, de ahí que, es uno de los problemas de optimización más considerados. Fue estudiado inicialmente por Dantzig & Ramser (1959), y tras el desarrollo de diferentes académicos a lo largo de los años, en la actualidad cuenta con una cantidad significativa de investigaciones. Existen múltiples documentos investigativos como libros y artículos que exponen su evolución histórica, diversas formulaciones de modelos matemáticos y métodos de solución exactos y aproximados, con sus respectivos algoritmos; aun así, el VRP básico tiene como objetivo el diseño óptimo de las rutas que utilizará una flota de vehículos para atender a un conjunto de clientes generando el mínimo costo total. El modelo atiende ciertas consideraciones como que una cantidad de clientes dispersos geográficamente que demandan productos homogéneos y deben ser atendidos por vehículos idénticos con capacidad limitada, cada ruta comienza y termina en el depósito, cada cliente debe ser atendido por un solo vehículo, la demanda total en cada ruta es inferior a la capacidad del vehículo, y el costo de viajar a través de un arco es el mismo de ida y vuelta. Las variantes que se desprenden del modelo básico surgen de limitaciones adicionales y objetivos más complejos adaptados a la realidad (Baldacci et al., 2008; Lahyani et al., 2015).

4.7. Problema de Ruteo de Vehículos con Drones

El problema de ruteo de vehículos con drones (Vehicle Routing Problem with Drones) extiende el clásico VRP, añadiendo drones a la flota de vehículos para atender a los clientes. Aun cuando los modelos basados en Murray & Chu (2015) mantienen algunas consideraciones donde: un dron puede operar siempre que satisfaga las restricciones de capacidad de carga y alcance de vuelo, cada vehículo está cargado con el mismo número de drones, un tándem está compuesto por un vehículo y uno o varios drones asociados, los clientes que están ubicados en diferentes zonas geográficas deben ser atendidos una única vez por un tándem, y todos los tándems salen y regresan al mismo depósito (Tamke & Buscher, 2021); También, existen diversas variaciones, en las cuales los autores consideran distintos supuestos dependiendo del enfoque de su investigación como: añadir ventanas de tiempo (Ham, 2018), drones con múltiples visitas (Liu et al., 2020), lanzamiento

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

de drones en arcos (Schermer et al., 2019), dos escalones (Kitjacharoenchai et al., 2020) o la posibilidad de que el dron sea recuperado en una estación de servicio para viajar nuevamente con otro vehículo en la medida en que cumpla las condiciones de operación (Z. Wang & Sheu, 2019). Asimismo, los objetivos en este tipo de problemas pueden variar, orientándose al costo (Sacramento et al., 2019; Z. Wang & Sheu, 2019), a la optimización multiobjetivo (K. Wang et al., 2020), o a la minimización del tiempo máximo de finalización (Kitjacharoenchai et al., 2019; Schermer et al., 2019); de cualquier manera, este nuevo problema añade elementos importantes, por lo cual resolverlo resulta aún más desafiante.

4.8. Algoritmos de Solución Para los Problemas de Ruteo de Vehículos

Las distintas variantes del problema de ruteo de vehículos pertenecen a problemas de optimización combinatoria, es decir, son NP-Hard; por lo que, los algoritmos empleados para su resolución deben ser eficientes y capaces de encontrar rutas muy cercanas a la óptima en periodos de tiempo reducido; para lo cual, se han diseñado métodos con enfoques heurísticos, metaheurísticos e hiperheurísticos. A continuación se enuncian los más notables (Blocho, 2019; Martí Cunqueiro, 2007):

4.8.1. Heurísticas en problemas de ruteo

Técnicas desarrolladas en su mayoría entre los años 1960 y 1990, utilizando la programación eficiente para elaborar un ruteo factible en poco tiempo sin hallar la solución óptima o exacta. Las heurísticas clásicas se dividen en dos grupos: de construcción y de mejora.

Heurísticas de construcción: Exploran el espacio de solución y construyen rutas viables, tratando de minimizar el costo sin emplear fases adicionales de mejora. Las tres heurísticas de construcción más usadas son: la del vecino más próximo propuesto por Flood en 1956, de inserción desarrollado por Rosenkrantz, Stearns y Lewis en 1977 y de ahorro planteado por Clarke y Wright en 1964.

Heurísticas de mejora: Optimizan las soluciones generadas previamente por otras heurísticas, mediante pequeñas variaciones.

4.8.2. Metaheurísticas

Se originan con la mejora de las heurísticas clásicas y dirigen su enfoque a la amplia exploración del espacio de solución. Obtienen soluciones con calidad significativamente mayor a

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

las obtenidas con las heurísticas clásicas; para esto, algunas integran la combinación de reglas de búsqueda de vecindarios y la recombinación de soluciones, y otras aprovechan las particularidades de la naturaleza. No obstante, requieren parámetros cuidadosamente ajustados al contexto del problema, dificultando su extensión a otros problemas y demandando mayor tiempo computacional. A continuación se presentan las metaheurísticas más utilizadas (Blocho, 2019; Yang & Suash Deb, 2009).

Recocido Simulado (Simulated Annealing, SA): Algoritmo estocástico presentado por Kirkpatrick en 1983 y Cerný en 1985, altamente usado por su baja complejidad. Utiliza convergencia asintótica y permite movimientos aleatorios en el vecindario explorado para salir de los mínimos locales.

Búsqueda Tabú (Tabu Search, TS): Planteado por Glover en 1959, es un algoritmo que utiliza técnicas de búsqueda local e incorpora estructuras de memoria llamadas lista tabú. La lista tabú guarda soluciones que no se tienen en cuenta durante el proceso de búsqueda, facilitando su salida de los mínimos locales para encontrar una solución óptima.

Procedimiento de Memoria Adaptativa (Adaptive Memory Procedure, AMP): Propuesto por Rochatand y Taillard en 1995. Guarda soluciones de buena calidad en la “memoria adaptativa” y las reemplaza reiterativamente por soluciones de calidad superior, obtenidas de la recombinación de soluciones previas.

Búsqueda de Vecindario Variable (Variable Neighborhood Search, VNS): Mladenovic y Hansen en 1997 expusieron este algoritmo guía, que facilita la construcción de heurísticas mediante la explotación de vecindarios y la huida de óptimos locales utilizando movimientos de perturbación. Facilita la conservación de las mejores características de la solución, saliendo de su trayectoria para explorar vecindarios cada vez más distantes, y obtiene soluciones vecinas de mejor calidad, cambiando de vecindario en la medida en que ofrece mejores soluciones.

Búsqueda de Grandes Vecindarios (The Large Neighborhood Search, LNS): Algoritmo iterativo de destrucción y reparación de soluciones en el vecindario, manifestado por Shaw en 1998. Los métodos de destrucción deshacen diferentes partes de la solución aleatoriamente, a la vez que extienden el vecindario de búsqueda y los de reparación insertan las partes usando generalmente, programación de restricciones.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Procedimiento de búsqueda adaptativa aleatoria codiciosa (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure, GRASP): Desarrollado por Feo y Resende en 1995 para ser un algoritmo iterativo con dos fases, de construcción y de búsqueda local; aplicado a diversos problemas de optimización combinatoria. En la fase de construcción utiliza una función codiciosa aleatoria para crear soluciones factibles, que posteriormente serán mejoradas con ayuda de movimientos iterativos en la fase de búsqueda local.

Optimización de Enjambre de Partículas (Particle Swarm Optimization, PSO): Algoritmo iterativo propuesto por Kennedy y Eberhart en 1995, donde las soluciones que se mueven en el espacio de búsqueda están asociadas al comportamiento de una población de partículas. La programación mejora iterativamente una solución bajo medidas de calidad previamente establecidas, aprovechando la capacidad de interacción social de la población para producir información computacional que las guíe hacia posiciones cercanas a la óptima

Algoritmo de Colonia de Hormigas (Ant Colony Algorithm, ACO): Diseñado por Dorigo en 1995 y aplicado al VRP en por Bullnheimer en 1999. Busca vecindarios con soluciones de calidad, imitando la capacidad natural de la colonia de hormigas para trabajar en conjunto, transmitiendo información para llegar a la fuente de alimento por el camino más corto. Aquí, el camino más corto para llegar a la fuente de alimento se asocia a la ruta con mayor aproximación a la óptima.

Colonia de Abejas Artificiales (Artificial Bee Colony, ABC): Algoritmo presentado por Karaboga en 2005 para identificar soluciones de buena calidad. Relaciona los sistemas de solución del problema con el comportamiento de las abejas melíferas aprovechando su inteligencia colectiva; de este modo, hace uso de la capacidad de autoorganización y división del trabajo de las abejas para organizar el sistema y adaptarlo al entorno. La información sobre la fuente de néctar está asociada a una solución potencial y la cantidad de alimento que se puede extraer está asociada a la calidad de la solución.

Cuckoo Search: Algoritmo expuesto por Yang y Deb en 2009. Simula el comportamiento parasitario de la especie de pájaros “Cuckoo” a la hora de depositar sus huevos en nidos ajenos, para que sean criados por otra madre hospedadora, con la posibilidad de que el huevo sea abandonado en caso de ser descubierto. Cada huevo depositado por el pájaro “Cuckoo” figura como

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

una posible mejor solución y la nueva generación conformada por los huevos sobrevivientes, se asocia a la obtención de soluciones con calidad superior.

Algoritmo de Murciélago (Bat Algorithm, BA): Planteado por Xin-She Yang en 2010. Imita la conducta de ecolocalización, empleada por los micro murciélagos para ubicar a sus presas. En consecuencia, la aleatoriedad de los caminos y el destino seleccionado del modelo, simbolizan las soluciones potenciales y la mejor solución, respectivamente.

Balón de Oro (Golden Ball, GB): Osaba et al. en 2014 se inspiran en el fútbol para diseñar un algoritmo que resuelva el problema de ruteo de vehículos, haciendo uso de dos fases, una de inicialización y otra de competencia. La fase de inicialización toma la población total de jugadores y la subdivide para formar equipos, donde cada equipo tiene un método aleatorio de entrenamiento diferente. En la fase de competencia, se asignan periodos de tiempo para entrenar individualmente y enfrentarse en un torneo. Adicionalmente, el sistema contempla la posibilidad de cambiar de jugadores y de método de entrenamiento. En la programación, cada jugador representa una solución y cada método de entrenamiento empleado representa un movimiento de búsqueda local.

Algoritmos Evolutivos (Evolutionary Algorithms, EA): Los Algoritmos evolutivos son métodos de optimización metaheurísticos inspirados en el proceso natural de la teoría evolutiva de Darwin, con capacidad de mantener la diversidad durante el proceso de optimización y presentar gran eficiencia en la exploración del espacio de búsqueda (Pedroso et al., 2017). La observación de la naturaleza donde la población de individuos compite constantemente por bienes como comida, agua, y refugio entre otros elementos básicos para subsistir, ha permitido evidenciar que por medio del mecanismo de selección natural, los individuos con más éxito en la lucha por los recursos disponen generalmente de mayor probabilidad de reproducirse generando una descendencia superior y haciendo que los genes de los individuos mejor adaptados se propaguen a un número mayor de descendientes en las siguientes generaciones. Se ha determinado a través de la evidencia experimental que el proceso evolutivo afecta directamente la etapa de reproducción llevando a cabo distintas operaciones sobre los cromosomas, que son los portadores de la información del individuo. Durante la reproducción se efectúa la combinación de genes entre los progenitores, haciendo que en algunos casos los individuos de la descendencia presenten características de adaptación superiores, implicando que el ajuste de un individuo a su entorno esté ampliamente determinado por su composición genética. La computación evolutiva adaptó estos

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

conocimientos a su campo de aplicación realizando procesos similares a los que ocurren en la naturaleza como el cruce, o la mutación para generar la descendencia. Esta rama de la computación está vinculada con una serie de modelos computacionales inspirados y fundamentados en los principios de la evolución natural, como lo son: los algoritmos genéticos, las estrategias de evolución y la programación evolutiva (Gestal et al., 2010). El modelo asocia a la población con un determinado conjunto de soluciones y a los individuos que la conforman con soluciones potenciales; asimismo, la aptitud de cada individuo está relacionada con la función objetivo del problema. El algoritmo escoge los mejores individuos utilizando mecanismos evolutivos representados por operadores de variación para la recombinación y la mutación, y operadores de elección para la representación y selección, a fin de formar una generación mejor adaptada con los nuevos individuos (Eiben & Smit, 2011; Metaxiotis & Liagkouras, 2012) .

4.9. Algoritmos Genéticos (Genetic Algorithms, GAs)

Su desarrollo inicial se atribuye a Holland, De Jong y Golberg entre 1960 y 1989. Pertenecen a los algoritmos evolutivos y comparten los mismos principios biológicos de la teoría de Darwin, utilizando operadores de selección, cruce y mutación. Los algoritmos genéticos imitan el comportamiento de la selección natural basándose en la reproducción sexual y en el principio de supervivencia del más apto; en este método de solución, la población inicial está formada por individuos originados de soluciones codificadas en forma similar a los cromosomas, y su calidad es medida por la función de aptitud; además, se reproducen haciendo uso del operador de cruce y durante el proceso generan un intercambio de información estructurado y aleatorizado para generar la nueva descendencia; mediante el operador de mutación algunos genes del cromosoma se modifican o reemplazan para explorar diferentes áreas de solución y la generación resultante es la nueva población que será utilizada en la siguiente iteración del algoritmo (Tamke & Buscher, 2021). Los individuos evolucionan en la medida en que se crean nuevas generaciones para encontrar soluciones óptimas a un determinado problema (Goldberg, 1989); de esta forma, busca en cada generación entre tantas soluciones como individuos tiene la población. El proceso de aplicación del algoritmo genético demanda definir diferentes componentes y parámetros como: la codificación, la población inicial, el tamaño de la población, la función objetivo, los parámetros genéticos, la tasa de cruce, la tasa de mutación, el criterio de parada, y el tipo de selección, de cruce y de mutación que se utilizaran (Euchi & Sadok, 2021). La información complementaria referente a los algoritmos genéticos se puede encontrar en el *Apéndice B*.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

4.10. Programación en Paralelo

Programación que emplea la utilización eficiente de múltiples recursos informáticos disponibles para la ejecución de un determinado trabajo; consta de dos o más procesos que se ejecutan en paralelo e interactúan entre sí de acuerdo con los mecanismos de comunicación y sincronización para resolver diferentes problemas, diferenciándose del programa serial en la ejecución concurrente de las tareas especificada por el operador (Chen et al., 2021; Moshref-Javadi & Winkenbach, 2021; Pina-Pardo et al., 2021). Surge como respuesta a la necesidad de reducir el tiempo de cómputo empleado para solucionar sistemas de alta complejidad, aprovechando la simultaneidad de los cálculos en diferentes procesadores para aumentar el rendimiento (Gong et al., 2020; Memeti & Pllana, 2018). Emplea múltiples núcleos informáticos que optimizan el uso del hardware, resolviendo problemas de mayor escala en menor tiempo y desarrollando búsquedas más eficientes (Mbiadou Saleu et al., 2022; Pedroso et al., 2017). Para el caso de los algoritmos evolutivos (Evolutionary Algorithms, EA), la programación paralela mejora la calidad de la solución y acelera los cálculos, dividiendo el trabajo necesario para la evaluación de los individuos mediante la descomposición y asignación espacial de los principales operadores de variación (cruce, mutación y evaluación), al conjunto de plataformas de computación paralela (grupos, islas, etc) (de Toro Negro et al., 2004). Existen diferentes esquemas de paralelización para los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo Paralelos (Parallel Multiobjective Evolutionary Algorithms, pMOEA), sin embargo, en base a la investigación que se está llevando a cabo, se decide utilizar como paradigma principal en el paralelismo el enfoque de islas, el cual se describe a continuación.

4.10.1. Esquema de islas

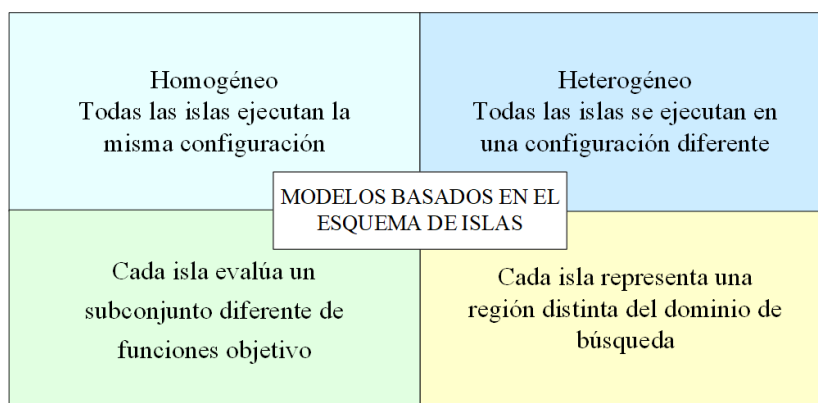
Es un modelo apoyado en la distribución de individuos que consiste en tomar una población inicial y dividirla en subpoblaciones, a las cuales se les aplica el algoritmo diseñado. Su implementación es sencilla; cada subpoblación se asocia a una determinada isla y generalmente se incorpora una política de migración para efectuar el intercambio de información entre las distintas islas. La política de migración permite que las distintas subpoblaciones compartan su información genética, fomentando su colaboración; por lo cual su configuración es determinante para obtener soluciones de buena calidad. Los componentes que se deben tener en cuenta en la política de migración son: la topología de la migración (dónde migran los individuos); el índice de migración (el número máximo de individuos que se migran y con qué frecuencia se migra), la estrategia de

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

selección de individuos que se van a migrar desde la isla de origen y la estrategia de reemplazo de individuos en la isla de destino (Leon et al., 2008; Luna & Alba, 2015). La *Figura 4* presenta los modelos basados en islas más conocidos.

Figura 4.

Modelos Basados en el Esquema de Islas



5. Formulación del Modelo Matemático

5.1. Descripción del modelo

El modelo matemático se desarrolla tomando como referencia los estudios realizados por Di Puglia Pugliese et al. 2020; Han et al. 2020; Karak & Abdelghany 2019; Kitjacharoenchai et al. 2020; Sacramento et al. 2019 y contemplando las condiciones especificadas por el investigador; como propuesta de solución al problema 2E-VRPD+TW, que tiene lugar dentro del contexto de la gestión de desastres, en el cual se tiene un conjunto de centros de adquisiciones humanitarias disponibles en situaciones de emergencia, para el aprovisionamiento de ayuda humanitaria (medicamentos y artículos sanitarios), que suple la demanda de un CEDI. En el que, además, el CEDI se encarga de la distribución oportuna de la ayuda humanitaria a las áreas afectadas por desastres naturales, haciendo uso del tándem camión-dron para realizar las entregas en un límite de tiempo admisible (estipulado). La formulación del modelo considera que la relación de los centros de adquisiciones – CEDI define el primer escalón y la relación de los CEDI – áreas afectadas determinan el segundo escalón. Su solución consiste en determinar la asignación de los centros de adquisiciones humanitarias, junto con la cantidad de suministro que despacha cada uno, para el primer escalón; así como el ruteo recomendado para el tándem camión-dron en la entrega de última milla, dentro de una determinada ventana de tiempo, para el segundo escalón (ver *Figura*

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

5). La solución del presente problema tiene como propósito el apoyo a la toma de decisiones en las etapas de preparación y respuesta para brindar inmediatez durante el flujo posdesastre al menor costo posible.

5.2. Supuestos

El objetivo del modelo es minimizar el costo total de operación durante la entrega de ayuda humanitaria, teniendo en cuenta algunos supuestos para el primer y segundo escalón. Para el primer escalón, todos los centros de adquisiciones humanitarias manejan inventario de suministros a diferentes precios; que dependen de la estrategia de cada centro de adquisiciones, para la estipulación del valor que tienen la ayuda humanitaria (artículos médicos, alimentos y artículos de primera necesidad) que maneja. Para el segundo escalón, durante la misión del tándem camión-dron de repartir suministros, solo se puede realizar una entrega por tipo de vehículo (camión o dron) a las personas afectadas, dentro de una determinada ventana de tiempo, y en los casos en los que la entrega de la ayuda sobrepase el límite de tiempo, surgirá una sanción o penalización. Para la formulación matemática del problema se consideran además los siguientes supuestos:

Un conjunto de nodos N_c representa las zonas o áreas afectadas que demandan ayuda humanitaria.

Tanto los vehículos como los *UAV* tienen limitaciones en la capacidad de carga (de los suministros, en Kg) y tiempo de operación (en minutos). Los paquetes con ayuda humanitaria que se entregan tienen un peso (en Kg).

Un subconjunto de nodos (o áreas afectadas), denotados como N_{cd} pueden ser atendidos por los drones siempre y cuando, se cumplan las condiciones de capacidad de carga y el rango de vuelo; asimismo, son los vehículos los que distribuyen ayuda humanitaria a un subconjunto de nodos $N_{ck} = N_c - N_{cd}$.

Se considera que un vehículo tiene la capacidad de llevar solo tres drones que podrá lanzar simultáneamente (cada tándem está conformado por un vehículo y tres drones); y puede recuperar un dron por nodo. Adicionalmente, cada tándem se va habilitando en la medida en que se van formando las rutas, para distribuir la ayuda a todas las áreas afectadas, según las necesidades de la demanda.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

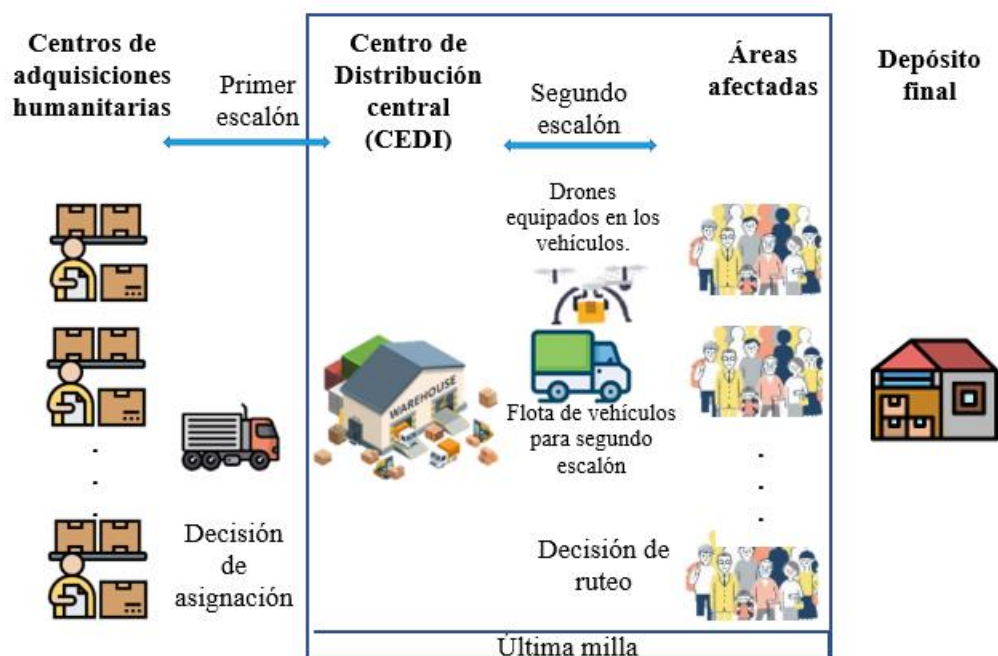
El vehículo realiza las siguientes operaciones: parte del CEDI con sus respectivos drones a bordo, se detiene para realizar sus propias entregas, realiza operaciones de lanzamiento/recolección de drones y termina su recorrido en el depósito final con sus respectivos drones a bordo. De tal forma que se considera un ruteo abierto (el ruteo para el vehículo inicia en el CEDI, y concluye en el depósito final).

Los drones realizan entregas en paralelo con el vehículo asociado, es decir, las entregas de drones tienen lugar mientras los vehículos realizan sus tareas. Los *UAV* son enviados desde un vehículo en un nodo *Nck* y recuperados por el mismo, en un nodo *Ncd*. Adicionalmente pueden realizar múltiples entregas antes de ser recuperados por el vehículo, siempre y cuando su ruta garantice las condiciones de capacidad de carga y de rango máximo de vuelo.

El tiempo de cada tándem (vehículo-drones) está sincronizado.

Figura 5.

Representación del Problema Abordado



A continuación, se definen una serie de índices, parámetros y variables que se usarán en la formulación del problema.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Índices

i = Nodos de salida de los vehículos, $i = 1, 2, 3 \dots, n$

j = Nodos de llegada de los vehículos, $j = 1, 2, 3 \dots, n$

n = Número total de ubicaciones (CEDI, áreas afectadas y depósito final)

c = Número de nodos (o áreas afectadas que demandan suministros médicos)

g = Número de centros de adquisiciones humanitarias

Conjuntos

$G = \{0, 1, \dots, g\}$: Centros de adquisiciones humanitarias

N : Conjunto de nodos (que incluye el CEDI, las áreas afectadas y el depósito final)

$N = \{I + F + Nc\} = \{0, 1, \dots, n\}$

I : Centro de Distribución Central, CEDI

F : Depósito final

$Nc = Ncd + Nck$: Conjunto de todas las áreas afectadas que demandan ayuda humanitaria.

Ncd = Conjunto de nodos (áreas afectadas que demandan suministros), que pueden ser atendidos por drones

Nck = Conjunto de nodos (áreas afectadas que demandan suministros), atendidos por vehículos

$A = \{(i, j) : i, j \in N, i \neq j\}$: Conjunto de arcos

D = Conjunto de drones

K = Conjunto de vehículos

Parámetros

CP_g : Inventario disponible en el centro de adquisiciones humanitarias g

CI : Capacidad del CEDI (en unidades)

TL : Tiempo de lanzamiento de un dron

TR : Tiempo de recuperación del dron

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Vd : Velocidad de los drones equipados en el vehículo

Vk : Velocidad de los vehículos

d_c : Demanda del área afectada $c \in N_c$

r_{kt} : Alcance máximo del vehículo en unidad de tiempo

r_d : Alcance máximo de vuelo del dron en unidad de tiempo

Wd : Capacidad de carga del dron

Wk : Capacidad de carga del vehículo

CT_{gI} : Costo de transporte por unidad de producto, desde el centro de adquisición g al CEDI I

CD_{ij} : Costo de vuelo para el dron desde el nodo i al nodo j por unidad de tiempo, con $i, j \in N_c$

CU_g : Costo unitario del suministro en el centro de adquisiciones humanitaria g

CV_{ij}^k : Costo de transporte para los vehículos, por unidad de tiempo desde i hasta j , con $i, j \in N_c$

P = Costo de penalización/ $\sum_{c \in N_c}$ Tiempo de llegada después del límite máximo *
Valor penalización por unidad de tiempo

S_i^d : Tiempo necesario para que un dron $d \in D$ entregue el suministro en el nodo $i \in N_c$

S_i^k : Tiempo necesario para que un vehículo $k \in K$ entregue la ayuda en el nodo $i \in N_c$

T_{ij}^d : Tiempo de vuelo del dron $d \in D$ asociado al arco $(i, j) \in A$

T_{ij}^k : Tiempo de viaje del vehículo $k \in K$ entre el nodo i y el nodo j , con $(i, j) \in A$

Asumiendo que $T_{ij}^k = T_{ji}^k$ y que $T_{ij}^d = T_{ji}^d$

$T_{máx}$: Tiempo máximo de duración de la ruta

Mv : Número máximo de entregas

Mg : Número suficientemente grande

e_i : Límite inferior de la ventana de tiempo para entregar la ayuda humanitaria en el nodo $i \in N_c$

l_i : Límite superior de la ventana de tiempo para entregar la ayuda humanitaria en el nodo $i \in N_c$

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

w_i : Tiempo de espera máximo para recibir ayuda en el nodo $i \in Nc$

e_o : Límite inferior de la ventana de tiempo para que el vehículo finalice en el depósito F

l_o : Límite superior de la ventana de tiempo para que el vehículo finalice en el depósito F

Variables

DI : Demanda del CEDI, I

U_{gI} : Unidades a despachar desde el centro de adquisiciones humanitarias g al CEDI I

Y_{ij}^k : $\begin{cases} 1 & \text{Si el vehículo } k \in K \text{ atraviesa el enlace } (i, j) \in A \\ 0 & \text{D. L. C} \end{cases}$

X_{ij}^{kd} : $\begin{cases} 1 & \text{Si el dron } d \in D \text{ del vehículo } k \in K \text{ viaja desde } i \text{ hasta } j \\ 0 & \text{D. L. C} \end{cases}$

A_i^{kd} : $\begin{cases} 1 & \text{Si el área afectada } i \text{ es servida por el dron } d \in D \text{ del vehículo } k \in K \text{ en el segundo escalón} \\ 0 & \text{D. L. C} \end{cases}$

A_i^k : $\begin{cases} 1 & \text{Si el área afectada } i \text{ es servida por el vehículo } k \in K \text{ en el segundo escalón} \\ 0 & \text{D. L. C} \end{cases}$

U_i^k : Especifica el orden del nodo/área afectada i en la ruta del vehículo $k \in K$, esto es, indica la posición de la visita $i \in Nc$ en la ruta del vehículo, eliminando el subtour

P_{ij}^k : $\begin{cases} 1, & \text{Si el vehículo } k \in K \text{ se desplaza desde } i \text{ a } j \\ 0, & \text{D. L. C} \end{cases}$

Z_i^{kd} : Hora de llegada al nodo/área afectada i , del dron $d \in D$ perteneciente al vehículo $k \in K$

Z_m^k : Hora de llegada al nodo/área afectada m , del vehículo $k \in K$

E_{ij}^d : Tiempo de vuelo acumulado del dron $d \in D$, después de visitar el nodo/área afectada i y dirigiéndose al nodo/área afectada j

L_j^d : $\begin{cases} 1, & \text{Si un dron } d \in D \text{ sale o se lanza del nodo } j \\ 0, & \text{D. L. C} \end{cases}$

R_m^d : $\begin{cases} 1, & \text{Si un dron } d \in D \text{ entra o se recupera en el nodo } m \\ 0, & \text{D. L. C} \end{cases}$

Q_i^{dk} : Carga con la que se lanza el dron $d \in D$ desde el vehículo $k \in K$ en el nodo i

K_{ij}^k : Carga transportada por el camión a lo largo del arco $(i, j) \in A$, en unidades de peso

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

K_{mc}^{dk} : Carga transportada por el dron $d \in D$ después de visitar al nodo m y dirigiéndose al nodo c

Z = costo total

Formulación matemática

La formulación del modelo para el 2E-VRPD+TW es:

$$\begin{aligned} \text{Min } Z &= \sum_{g \in G} U_{gl} * CU_g + \sum_{g \in G} U_{gl} * CT_{gl} + \sum_{k \in K} \sum_{i \in Nc} \sum_{j \in Nc} CV_{ij}^k * Y_{ij}^k * T_{ij}^k + \\ &\sum_{d \in D} \sum_{k \in K} \sum_{l \in Nc} \sum_{m \in Nc} CD_{lm} * X_{lm}^{dk} * T_{lm}^d + P \end{aligned}$$

[0]

Sujeto a:

Primer escalón

$$U_{gl} \leq CP_g \quad \forall g \in G \quad [1]$$

$$\sum_{g \in G} U_{gl} \geq DI \quad [2]$$

$$DI = \sum_{c \in Nc} d_c \quad [3]$$

$$\sum_{g \in G} U_{gl} \leq CI \quad [4]$$

Segundo escalón

Restricciones relacionadas con el recorrido del vehículo

$$\sum_{j \in Nc} Y_{ij}^k - \sum_{i \in Nc} Y_{iF}^k = 0 \quad \forall k \in K \quad [5]$$

$$\sum_{i \in Nc} Y_{ij}^k = \sum_{h \in Nc} Y_{jh}^k \quad \forall k \in K, j \in Nc \quad [6]$$

Eliminación de subrecorrido

$$U_j^k - U_i^k \leq Mv * P_{ij}^k \quad \forall k \in K, i, j \in Nc \quad [7]$$

$$U_j^k - U_i^k \geq Mv * (P_{ij}^k - 1) + 1 \quad \forall k \in K, i, j \in Nc \quad [8]$$

Restricciones relacionadas con el recorrido del dron

Lanzamiento y recogida del dron.

$$\sum_{j \in Nc} \sum_{d \in D} X_{ij}^{kd} \leq 3 \quad \forall i \in Nc, k \in K \quad [9]$$

$$\sum_{j \in Nc} \sum_{d \in D} X_{jm}^{kd} \leq 1 \quad \forall m \in Nc, k \in K \quad [10]$$

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

$$L_j^d \leq \sum_{m \in N_{cd}} (X_{jm}^{kd}) \quad \forall d \in D, k \in K, j \in N_c \quad [11]$$

$$L_j^d \geq \sum_{m \in N_{cd}} (X_{jm}^{kd}) \quad \forall d \in D, k \in K, j \in N_c \quad [12]$$

$$R_m^d \leq \sum_{j \in N_c} (X_{jm}^{kd}) \quad \forall d \in D, k \in K, m \in N_c \quad [13]$$

$$R_m^d \geq \sum_{j \in N_c} (X_{jm}^{kd}) \quad \forall d \in D, k \in K, m \in N_c \quad [14]$$

$$\sum_{j \in N_{ck}} L_j^d = L \quad \forall d \in D \quad [15]$$

$$\sum_{m \in N_{cd}} R_m^d = R \quad \forall d \in D \quad [16]$$

$$\sum_{j \in N_c} \sum_{d \in D} X_{ij}^{kd} \geq 1 - Mg(2 - A_i^k - L_i^d) \quad \forall i \in N_{ck}, k \in K \quad [17]$$

$$\sum_{j \in N_{cd}} \sum_{d \in D} X_{jm}^{kd} \geq 1 - Mg(2 - Y_{lm}^k - R_m^d) \quad \forall l, m \in N_c, k \in K \quad [18]$$

$$Z_m^{kd} - T \max(3 - \sum_{d \in D} X_{im}^{kd} - \sum_{d \in D} X_{bh}^{kd} - P_{ib}^k) \leq Z_b^{kd} \quad \forall i, b, m, h \in N_c; k \in K \quad [19]$$

Capacidad de carga del dron

$$Q_i^{kd} = \sum_{j \in N_{cd}} d_j * X_{ij}^{kd} \quad \forall k \in K, d \in D \quad [20]$$

$$Q_i^{kd} \leq W_d \quad \forall k \in K, d \in D \quad [21]$$

$$K_{mc}^{kd} \geq K_{lm}^{kd} - d_m \quad \forall k \in K, d \in D, m \in N_{cd}, l, c \in N_c \quad [22]$$

$$K_{lm}^{kd} \leq \sum_{l \in N_c} W_d X_{lm}^{kd} \quad \forall k \in K, d \in D, m \in N_c \quad [23]$$

Capacidad de carga transportada por el vehículo

$$\sum_{c \in N_{ck}} d_c A_c^k + \sum_{j \in N_{cd}} \sum_{d \in D} d_j A_j^{kd} \leq W_k \quad \forall k \in K \quad [24]$$

$$K_{cj}^k = K_{hc}^k - d_c A_c^k - \sum_{d \in D} Q_c^{kd} \quad \forall k \in K, c \in N_{ck}, j, h \in N_c \quad [25]$$

$$K_{ij}^k \leq W_k \sum_{k \in K} Y_{ij}^k \quad \forall (i, j) \in A \quad [26]$$

$$KW_{iF} = 0 \quad \forall i \in N_c \quad [27]$$

Entregas realizadas en las áreas afectadas

$$\sum_{k \in K} A_j^k + \sum_{k \in K} \sum_{d \in D} A_j^{kd} = 1 \quad \forall j \in N_c \quad [28]$$

$$\sum_{i \in N_c} Y_{ij}^k = A_j^k \quad \forall k \in K, j \in N_{ck} \quad [29]$$

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

$$\sum_{i \in N_c} X_{im}^{kd} = A_m^{kd} \quad \forall k \in K, m \in N_{cd} \quad [30]$$

Tiempos

$$Z_i^k = 0 \quad \forall k \in K \quad [31]$$

$$Z_F^k \leq T \max \sum_{i \in N_c} Y_{iF}^k \quad \forall k \in K \quad [32]$$

$$Z_m^k \leq Z_h^k + T_{hm}^k - T \max (1 - Y_{hm}^k) + T_l (\sum_{j \in N_{cd}} \sum_{d \in D} X_{hj}^{kd}) + \text{TR} (\sum_{p \in N_{cd}} \sum_{d \in D} X_{ph}^{kd}) + S_h^k \quad \forall h \in N_c, j \in N_{cd}, k \in K, m \in N_{ck} \quad [33]$$

$$Z_m^{k*} = Z_m^k + S_m^k * (A_m^k) + T_l * (\sum_{l \in N_{cd}} \sum_{d \in D} X_{ml}^{kd}) \quad k \in K, m \in N_{ck}, l \in N_{cd} \quad [34]$$

$$Z_m^{k**} = Z_m^k + \text{TR} (\sum_{l \in N_{cd}} \sum_{d \in D} X_{jm}^{kd}) \quad \forall m \in N_c, j \in N_{cd}, k \in K. \quad [35]$$

$$Z_j^{kd} \leq Z_i^{kd} + T_{ij}^d - T \max (1 - \sum_{d \in D} X_{ij}^{kd}) + S_i^{kd} \quad \forall k \in K, d \in D, i, j \in N_{cd} \quad [36]$$

$$Z_m^{kd**} \leq Z_j^{kd} + T_{jm}^d - T \max (1 - \sum_{d \in D} X_{jm}^{kd}) + \text{TR} (\sum_{p \in N_c} Y_{pm}^k) + S_j^{kd} \quad \forall k \in K, d \in D, j, m \in N_{cd} \quad [37]$$

Integración vehículo-dron

$$Z_i^{k*} - T \max (1 - \sum_{j \in N_{cd}} \sum_{d \in D} (X_{ij}^{kd})) \leq Z_i^{kd*} \quad \forall d \in D, k \in K, i \in N_{ck} \quad [38]$$

$$Z_i^{k*} + T \max (1 - \sum_{j \in N_{cd}} \sum_{d \in D} (X_{ij}^{kd})) \geq Z_i^{kd*} \quad \forall d \in D, k \in K, i \in N_{ck} \quad [39]$$

$$Z_m^{k**} - T \max (1 - \sum_{j \in N_{cd}} \sum_{d \in D} (X_{jm}^{kd})) \leq Z_m^{kd**} \quad \forall d \in D, k \in K, m \in N_{cd} \quad [40]$$

$$Z_m^{k**} + T \max (1 - \sum_{j \in N_{cd}} \sum_{d \in D} (X_{jm}^{kd})) \geq Z_m^{kd**} \quad \forall d \in D, k \in K, m \in N_{cd} \quad [41]$$

$$\sum_{h \in N_c} Y_{ih}^k + \sum_{l \in N_c} Y_{lm}^k \geq X_{ij}^{kd} + X_{pm}^{kd} \quad \forall d \in D, k \in K, i \in N_{ck}, m \in N_{cd}, j, p \in N_{cd} \quad [42]$$

$$X_{ij}^{kd} \leq 2 - (A_i^k + A_j^k) \quad \forall d \in D, k \in K, i, j \in N_c \quad [43]$$

$$\sum_{j \in N_c} Y_{ij}^k \leq 1 \quad \forall k \in K \quad [44]$$

Ventanas de tiempo

$$e_i \leq Z_i^k + w_i \leq l_i \quad \forall i \in N_{ck}, k \in K \quad [45]$$

$$e_j \leq Z_j^{kd} + w_j \leq l_j \quad \forall j \in N_{cd}, k \in K, d \in D \quad [46]$$

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

$$w_i = \{0, e_i - Z_i^k\} \quad \forall i \in N_{ck}, k \in K \quad [47]$$

$$w_j = \{0, e_j - Z_j^{kd}\} \quad \forall j \in N_{cd}, k \in K \quad [48]$$

Rango vehículo

$$\sum_{i \in N_c} \sum_{j \in N_c} Y_{ij}^k (T_{ij}^k + S_i^k + w_i) \leq r_{kt} \quad \forall k \in K \quad [49]$$

Rango de vuelo

$$r_d + T \max(3 - \sum_{d \in D} X_{ij}^{kd} - \sum_{d \in D} X_{jl}^{kd} - \sum_{d \in D} X_{lm}^{kd}) \geq Z_m^{kd} - Z_i^{kd} \quad \forall d \in D, k \in K, i \in N_{ck}, m \in N_{cd} \quad [50]$$

$$\sum_{i \in N_c} \sum_{j \in N_{cd}} T_{ij}^d * (X_{ij}^{kd}) \leq r_d \quad \forall d \in D, k \in K \quad [51]$$

$$E_{li}^d + T_{ij}^d * (X_{ij}^{kd}) \leq r_d \quad \forall d \in D, k \in K, i, j \in N_{cd} \quad [52]$$

Definición de los dominios de las variables

$$DI \in \mathbb{Z}^+ \quad [53]$$

$$U_{gl \geq 0} \in \mathbb{Z}^+ \quad \forall g \in G, l = 1 \quad [54]$$

$$X_{ij}^{kd} \in \{0, 1\} \quad \forall d \in D, k \in K, i, j \in N_c \quad [55]$$

$$L_j^d \in \{0, 1\} \quad \forall d \in D, j \in N_{ck} \quad [56]$$

$$R_m^d \in \{0, 1\} \quad \forall d \in D, m \in N_{cd} \quad [57]$$

$$Y_{ij}^k \in \{0, 1\} \quad \forall k \in K, i, j \in (N_c \cup I \cup F) \quad [58]$$

$$A_i^{kd} \in \{0, 1\} \quad \forall d \in D, k \in K, i \in N_{cd} \quad [59]$$

$$A_i^k \in \{0, 1\} \quad \forall k \in K, i \in N_{ck} \quad [60]$$

$$Z_i^k \geq 0 \quad \forall k \in K, i \in (N_c \cup I \cup F) \quad [61]$$

$$Z_i^{kd} \geq 0 \quad \forall d \in D, k \in K, i \in N_c \quad [62]$$

$$U_i^k \in \mathbb{Z}^+ | 1 \leq U_i^k \leq N_c + 1 \quad [63]$$

$$Q_i^{kd} \in \mathbb{Z}^+ \quad [64]$$

$$K_{ij}^k \in \mathbb{Z}^+ \quad [65]$$

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

$$K_{lm}^{kd} \in \mathbb{Z}^+ \quad [66]$$

$$E_{lm}^d \geq 0 \quad [67]$$

$$P_{ij}^k \in \{0,1\} \quad \forall k \in K, i, j \in N_c \quad [68]$$

La función objetivo [0] es la suma de cinco términos, los dos primeros consideran los costos asociados al primer escalón y los otros tres al segundo escalón. La primera expresión se orienta a los productos suministrados por los centros de adquisiciones humanitarias, la segunda al transporte de los suministros en el primer escalón, la tercera y cuarta al ruteo de los vehículos y los drones del segundo escalón, y la quinta hace referencia al costo de penalización por incumplimiento de los tiempos establecidos.

Las restricciones [1] – [4] están dirigidas al primer escalón. La [1] asegura que la cantidad de suministros que salen del centro de adquisiciones humanitarias sea inferior a su stock. Las restricciones [2] – [4] garantizan que la demanda total de los centros de adquisiciones humanitarias se asigne al centro de distribución I y sea menor que la capacidad del CEDI, para ser satisfecha por la carga combinada de todos los suministros en el primer escalón; particularmente, [2] fija que la suma de todos los suministros entregados por los diferentes centros de adquisiciones humanitarias al CEDI satisfaga su demanda, [3] establece que la demanda del CEDI es igual a la suma de la demanda de todas las áreas afectadas y [4] asegura que la suma de los suministros entregados por los distintos centros de adquisiciones humanitarias sea inferior a la capacidad del CEDI.

Para el segundo escalón, las restricciones [5] y [6] están asociadas al recorrido del vehículo, donde la limitación [5] garantiza que el vehículo comience y finalice su recorrido en los depósitos correspondientes, y la [6] asegura la conservación del flujo del vehículo, esto es, siempre que un vehículo llegue a un nodo, también debe salir de ese nodo. Las restricciones asociadas a la eliminación del subrecorrido [7] y [8], aseguran que no haya ningún subtour en los recorridos de los vehículos. En cuanto al recorrido del dron, las restricciones [9] y [10] establecen el número máximo de lanzamientos y de recuperación del UAV en cada nodo, respectivamente; el modelo está diseñado de tal forma que cada vehículo tiene 3 drones a bordo y estos nunca regresan al mismo nodo desde el cual se lanzaron. Por su parte, las restricciones [11] – [14] garantizan el valor de las variables de decisión L_j^d y R_m^d , y las ecuaciones [15] y [16] establecen el número de puntos utilizados para el lanzamiento y recuperación de drones. La condición [17] sostiene que si un

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

vehículo entrega ayuda a un área afectada en el nodo i y hay un arco del dron que sale de ese nodo, entonces el nodo i es un nodo de lanzamiento del dron; de manera similar, la limitación [18] indica que si hay un arco de drones que termina su ruta en el nodo m , el nodo m es un nodo de recuperación del dron. La restricción [19] evita que se produzcan nuevos lanzamientos mientras el dron está volando en la ruta.

Las condiciones vinculadas a la capacidad de carga del UAV y el vehículo se especifican en [20] – [27]. Respecto a la capacidad de carga del dron, la restricción [20] define la carga con la que se lanza el dron desde el nodo i y asegura que dicha carga de entrega sea la requerida para entregar ayuda humanitaria a las áreas asignadas. La limitación [21] establece que los drones no pueden cargar más allá de su capacidad máxima de carga; por medio de la restricción [22], se actualiza la carga transportada de entrega para un dron en cada nodo o área afectada; y según [23] la carga de entrega transportada por el dron K_{im}^{dk} es cero, si el dron $d \in D$ no viaja en el enlace $(i, m) \in A$. En cuanto a la capacidad de carga transportada por el vehículo, la limitación [24] asegura que las cargas totales de entrega de camiones y drones combinados son menores a la capacidad del vehículo en cada ruta. Adicionalmente, la variable K_{ij}^k es definida en la ecuación [25], esto es, el peso que carga el vehículo desde c a j es igual al peso con el que llegó el vehículo al nodo c menos la demanda del área afectada c en caso de que le entregue suministros, menos la sumatoria de la carga con la que parten los drones desde ese nodo; mientras que, la limitación [26] impone que el peso transportado a lo largo de cada arco (i, j) no exceda la capacidad de carga del vehículo; y gracias a [27] los vehículos deben terminar sus rutas con una carga igual a cero.

Las limitaciones relacionadas con las áreas afectadas, a las que se entrega ayuda humanitaria, se definen en las ecuaciones [28], [29] y [30]. La restricción [28] asegura que cada afectado reciba el paquete por un dron o un camión, es decir, cada zona debe ser atendida exactamente una vez por vehículo. Por otro lado, las restricciones [29] y [30] conectan las variables Y_{ij}^k , X_{im}^{kd} con A_j^k , A_m^{kd} respectivamente, teniendo en cuenta que j debe ser un área a la que entrega suministro un vehículo (Nck) y que m debe ser una zona a la que entrega ayuda un dron (Ncd).

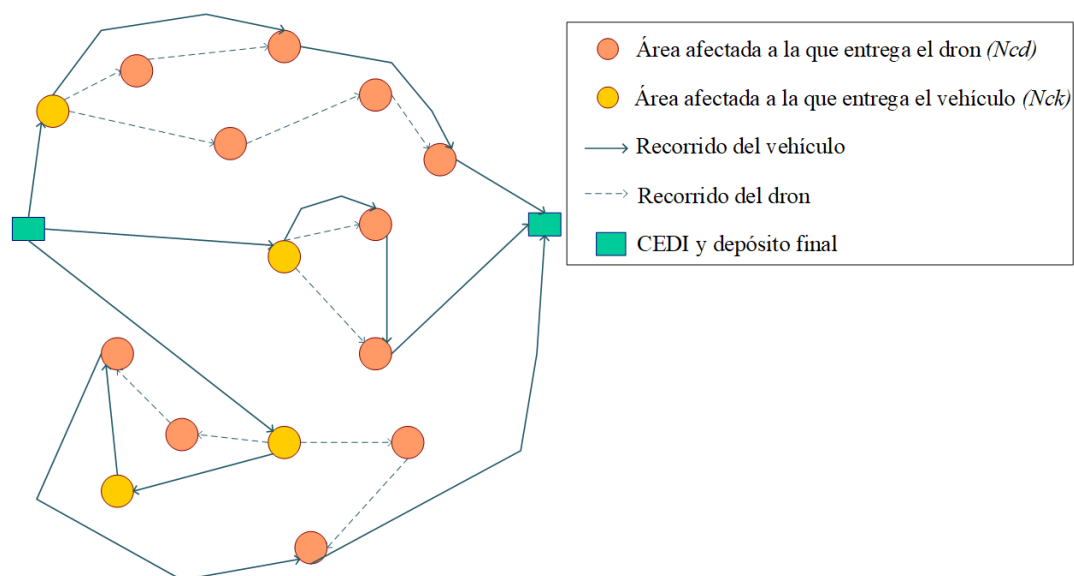
En cuanto a las restricciones de tiempo, [31] y [32] imponen tiempos de inicio y finalización para el vehículo del segundo escalón; específicamente, la imposición [31] inicializa el tiempo para el vehículo al comienzo de la ruta, y [32] obliga a que el vehículo llegue al depósito final antes de un determinado límite de tiempo. La condición [33] establece el tiempo de llegada a la zona

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

afectada cuando la ayuda es entregada por un vehículo, añadiendo al tiempo del nodo anterior, el tiempo de viaje del vehículo, el tiempo que tardó en entregar el suministro del área anterior, y los tiempos de lanzamiento y recuperación del nodo anterior, para los casos en los que se realicen las respectivas operaciones. Las restricciones [34] y [35] fijan el momento de lanzamiento y recuperación del dron, para el vehículo. Las limitaciones [36] y [37] especifican el tiempo de llegada al cliente cuando es atendido por el dron y el tiempo en que se recupera el dron, correspondientemente.

Figura 6.

Convenciones del Problema Abordado



Las restricciones que se consideran respecto a la integración vehículo-dron, como se deduce de su nombre, apoyan la sincronización del tiempo para el vehículo y el dron, es decir, ajustan la hora de llegada y de salida del vehículo y el dron para que sean las mismas. Las operaciones de lanzamiento están coordinadas para el vehículo y el dron por medio de la imposición de las restricciones [38] y [39], y las operaciones de recuperación mediante las restricciones [40] y [41]. La restricción [42], impone que el vehículo visite los nodos/zonas afectadas de lanzamiento y recuperación de los drones, es decir, para cada dron obliga al vehículo a visitar el nodo i desde el cual se lanzará el dron y también el nodo m desde el cual se recuperará. Adicionalmente, un dron no debe viajar directamente del nodo i al nodo j , cuando el nodo i y el nodo j ya han sido atendidos por el vehículo, según la restricción [43]; y cada vehículo sólo puede seleccionar una ruta, como

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

establece [44]. Las ventanas de tiempo son fijadas por las restricciones [45] para el vehículo, [46] para el dron y el tiempo de espera de área afectada es definido en las ecuaciones [47] y [48].

Los rangos de tiempo para el vehículo y el UAV son expuestos en las restricciones [49], [50], [51] y [52]. La condición [49] garantiza que el tiempo máximo de viaje no se exceda para ningún vehículo. Para el caso de los drones, si un dron se lanza desde la posición $i \in N_{ck}$ para atender a los centros de adquisiciones humanitarias $j, l, m \in N_{cd}$ y ser recuperado en la posición $m \in N_{cd}$, entonces la diferencia de tiempo entre las operaciones tiene que satisfacer el rango de vuelo como se indica en [50], en la cual el valor de 3 es un parámetro que indica el número de visitas que realiza el dron. La restricción [51] impone que el tiempo de batería empleado para cada dron debe ser menor que su rango de vuelo, y la ecuación [52] actualiza el tiempo de vuelo acumulado del dron en cada arco y lo obligan a ser menor que su rango de vuelo en cualquier momento. Finalmente, el dominio de las variables es definido en las condiciones [53] – [68]. El gráfico con las convenciones utilizadas para el problema se presenta en la *Figura 6*, donde los cuadros verdes representan el CEDI y el depósito final, por otro lado, los círculos señalan las áreas que demandan ayuda humanitaria; más aún, los círculos amarillos representan las áreas a las que entrega ayuda el vehículo y los círculos naranjas son abastecidos por los drones.

6. Algoritmo genético para la solución del 2E-VRPD+TW

El modelo matemático 2E-VRPD+TW se resuelve mediante un algoritmo evolutivo, específicamente el algoritmo genético, como método para obtener soluciones factibles en tiempos de cómputo aceptables. Por lo tanto, la metodología propuesta para dar solución al problema abordado, así como los criterios establecidos durante la ejecución de las diferentes etapas que hacen parte del desarrollo algorítmico, y que fueron inicialmente desarrolladas en el software Excel (ver *Apéndice D*), se detallan a continuación.

6.1. Representación del problema

Se realiza mediante la codificación numérica del problema, de tal modo que sea entendible y estén correctamente expresados todos los parámetros que definen sus características.

Etapas 1. Construcción de la solución inicial

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Primer escalón. El problema de asignación de los centros de adquisiciones humanitarias y la cantidad de producto que cada una debe despachar al CEDI para atender su demanda se realiza mediante el procedimiento descrito a continuación:

Paso 1: Utilizar un enfoque aleatorio para determinar cuáles centros de adquisiciones humanitarias se encargarán de proporcionar ayuda humanitaria al CEDI.

Paso 2: Establecer la cantidad de producto que saldrá desde cada uno de los centros de adquisiciones humanitarias asignados para abastecer al CEDI, definiendo una estrategia de asignación aleatoria de unidades que respete el stock disponible en el centro de adquisiciones. La suma de las unidades despachadas por todos los centros de adquisiciones humanitarias debe cumplir con la demanda exacta del CEDI.

Segundo escalón

Fase 1. Inicialización

Fase 1.1 Distinción de nodos/áreas afectadas Nck y Ncd .

Paso 1: Identificar cada una de las áreas afectadas.

Paso 2: Definir cuales áreas afectadas pueden ser atendidas por drones, teniendo en cuenta su capacidad de carga y el rango de vuelo; estas zonas serán denotadas como nodos Ncd . Las áreas afectadas que por alguna condición no puedan ser atendidas por drones, deberán ser atendidas por el vehículo y serán denotadas como nodos Nck .

Fase 1.2 Asignación de áreas afectadas a rutas (Método aleatorio). Inicia el proceso de asignación de las áreas afectadas a cada una de las rutas de forma aleatoria hasta completar la capacidad máxima del vehículo, respetando la regla *un nodo Nck - Nueve nodos Ncd* . El primer paso de la regla consiste en agregar un área afectada Nck , que será atendida por un vehículo; el segundo paso consiste en añadir máximo nueve áreas programadas para un dron Ncd ; para después, repetir el proceso de agregar un nodo Nck y luego adicionar hasta nueve nodos Ncd sucesivamente, siempre y cuando aún existan nodos Nck o Ncd para añadir, o hasta que se complete la capacidad de carga del vehículo y no se puedan añadir más áreas a la ruta. Este planteamiento es propuesto bajo la premisa de que el vehículo de cada ruta parte desde el CEDI hacia una primera zona afectada Nck , para atenderla y efectuar el lanzamiento de los drones que realizarán las entregas en las zonas Ncd designadas; además, la razón por la que son seleccionadas nueve zonas afectadas Ncd , es

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

porque experimentalmente, durante la asignación de áreas a las rutas de los drones pudieron adicionarse máximo tres áreas a cada dron antes de completar su capacidad de carga o rango de vuelo.

Figura 7.*Asignación de Zonas Afectadas a la Ruta*

Ruta 1		Cap.Camión1	Ruta2		Cap. Camión2	Ruta3		Cap. Camión3
Tipo	Área	170 kg	Tipo	Área	170 kg	Tipo	Área	170 kg
camión	5	31 kg	camión	1	13 kg	camión	12	86 kg
dron	9	27 kg	dron	11	3 kg	dron	10	77 kg
dron	13	22 kg	dron	14	0 kg	dron	2	72 kg
dron	6	19 kg	dron	10	-9 kg	dron	8	70 kg
dron	7	12 kg				dron	3	62 kg
dron	4	6 kg				camión	15	2 kg
dron	11	-4 kg						
Carga camión 1		164	Carga camión 2		170	Carga camión 3		168

La *Figura 7* muestra la asignación de áreas a cada ruta cumpliendo la regla establecida. El vehículo de cada ruta tiene una capacidad máxima disponible, de la cual se va restando la carga de cada zona asignada a la ruta. Puede observarse que durante la asignación de la ruta 1, al intentar agregar al zona 11 y restar la carga correspondiente, la capacidad del vehículo se hace negativa, razón por la cual, se elimina de la ruta terminando la asignación; lo mismo sucede con la ruta 2.

Proceso de ruteo (Heurística del vecino más cercano). Después del proceso de asignación de zonas a las rutas se procede a estructurar el ruteo de cada conjunto vehículo-drones. La creación de rutas de los vehículos se realiza de manera aleatoria para la tarea de atender, y siguiendo el orden de envío para la de recoger, con la finalidad de generar diversidad en las soluciones; mientras que la construcción de las rutas de los drones implementa la heurística del vecino más cercano reconocida por brindar buenas soluciones en tiempos de cómputo aceptables, como su nombre lo indica tiene el objetivo de seleccionar el nodo más cercano al punto en el que está posicionado el dron para visitarlo, repitiendo el proceso con los siguientes nodos hasta finalizar la visita de todas sus áreas asignadas. Otro punto importante del ruteo de los vehículos se enfoca en la prioridad que tiene la tarea de atender y lanzar, sobre la tarea de recoger, esto es, la naturaleza del problema y la necesidad de asistencia de las áreas involucradas busca dar primacía a la atención de todos los afectados, y solo después de haber realizado la tarea de atender, el vehículo procederá a efectuar la tarea de recolección de los drones, para finalmente dirigirse al último depósito. Por otro lado, teniendo en cuenta que los drones disponen de capacidad de carga reducida, se utiliza

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

como primer criterio visitar al *vecino más cercano* que pueda atender por su demanda; si no puede visitar alguna zona utilizando el primer criterio, utiliza como segundo criterio, el visitar algún nodo de la ruta que pueda ser atendido *por capacidad*; finalmente, en caso en que no pueda llevar suministros a ninguna zona, termina su ruta.

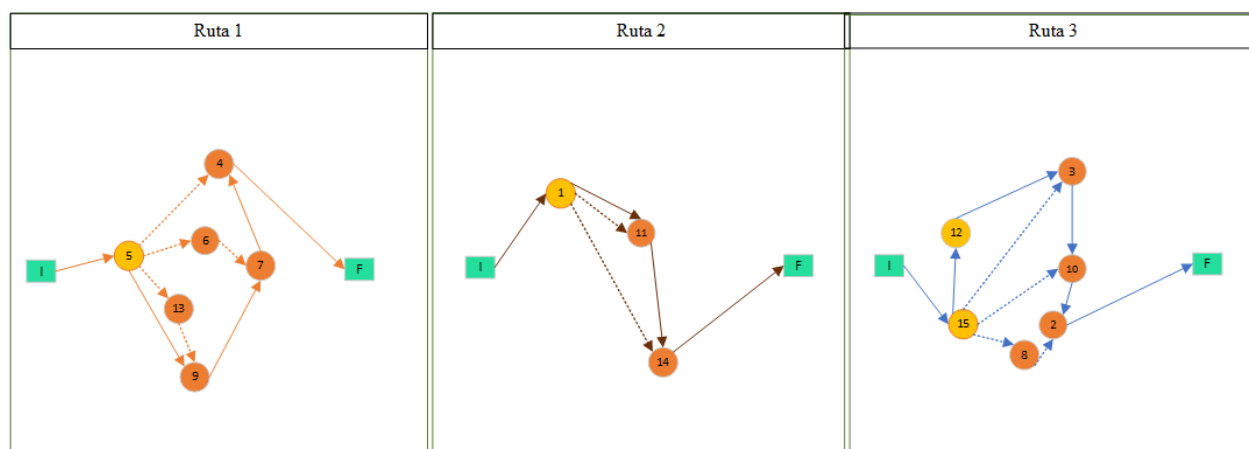
Para el ruteo de los vehículos. La construcción de la secuencia que llevarán los vehículos se ejecuta bajo la instrucción de primero atender-luego recoger y se describe a continuación:

La primera etapa de la técnica consiste en agrupar las áreas afectadas pertenecientes a cada ruta por separado, junto con el CEDI y el depósito final.

La segunda etapa consiste en establecer el orden de visita de cada vehículo; el vehículo de la ruta inicia su recorrido en el CEDI, dirigiéndose a una zona Nck seleccionada aleatoriamente. El primer nodo que visita el vehículo sirve como punto de lanzamiento de los drones que se encargarán de atender a las áreas Ncd , lo que indica que el nodo de lanzamiento es el punto de inicio de la ruta de cada dron. A partir de su primera visita, el vehículo sigue atendiendo aleatoriamente las zonas restantes Nck que tiene asignadas hasta terminar su recorrido; posteriormente, visitará de nuevo los nodos para recolectar los drones que ya terminaron su recorrido, en el mismo orden en el que fueron lanzados; y por último, después de realizar la tarea de atender y recoger se dirigirá al depósito final para terminar su recorrido.

Figura 8.

Agrupación de Zonas por Ruta



Para el ruteo de los drones. El dron inicia su recorrido en el momento justo en que sale del vehículo, y termina después de realizar todas las entregas de su ruta para finalmente ser

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

recuperado por el vehículo. Su recorrido también se construye visitando al nodo más cercano desde el punto en el cual se encuentra; la actividad de cada dron se destina únicamente a la entrega en zonas *Ncd*, terminando su recorrido en la ubicación de la última área afectada en la que reparte ayuda, donde deberá esperar a que llegue el vehículo a recogerlo.

La *Figura 8* muestra la agrupación de zonas en cada ruta y su ruteo correspondiente; donde las líneas continuas representan el recorrido realizado por el vehículo de la ruta y las discontinuas el recorrido realizado por los drones del vehículo.

6.2. Generación de la población inicial

Consiste en generar mediante un proceso cíclico los *N* individuos de la población inicial, a partir de la primera solución.

6.3. Aplicación de los operadores genéticos

El algoritmo ejecuta los operadores de selección, cruce, y mutación, adaptados al problema.

6.3.1. Operador de selección (*Método competencias*)

El criterio de selección establecido para elegir a los padres de la nueva generación es por competencias. Para el proceso de selección se realiza una extracción sin reemplazo, donde los individuos que ya fueron seleccionados no pueden volver a participar. Los pasos empleados para su ejecución son:

Paso 1: Seleccionar aleatoriamente dos miembros de la población.

Paso 2: Comparar el fitness de los individuos y elegir el que presente mayor bondad.

Paso 3: Repetir sucesivamente los pasos 1 y 2 hasta completar el número de padres requeridos.

6.3.2. Operador de cruce (*Cruce uniforme*)

Tiene lugar en la estructura de unidades a despachar del primer escalón y en la estructura de asignación del segundo escalón.

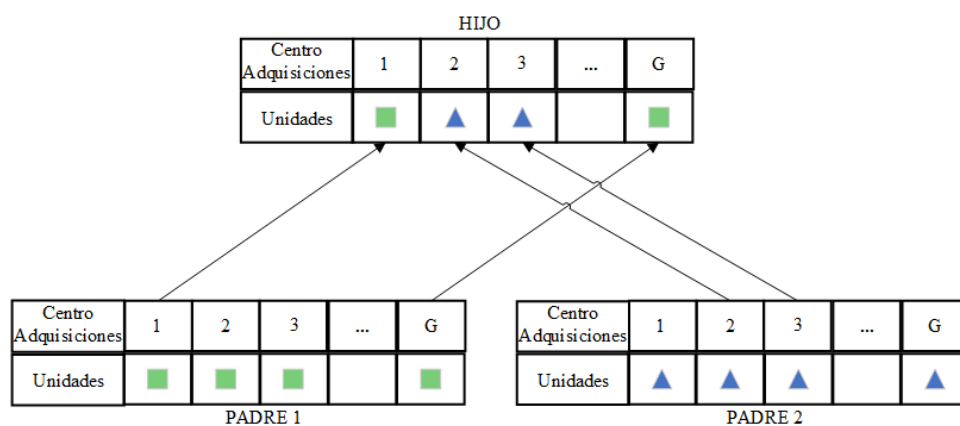
Cruce del primer escalón. La implementación del método del cruce uniforme sobre la estructura de las unidades a despachar mostrado en la *Figura 9*, considera que cuando un determinado hijo hereda la cantidad despachada por el centro de adquisiciones humanitarias del

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

padre ya está obedeciendo la limitación del stock máximo disponible de cada centro de adquisiciones, porque el padre venía cumpliendo con la condición. Ahora bien, el procedimiento busca garantizar que el hijo acate la restricción de demanda del CEDI que aún no está garantizada, estructurándose en tres partes para manejar cualquier infactibilidad que pueda presentarse, de tal modo que todos los individuos resultantes sean válidos. Inicialmente los padres, deben tener en una fila la enumeración de todos los centros de adquisiciones humanitarias incluidos las que no fueron seleccionados y en otra fila de “*unidades*” la cantidad correspondiente proporcionada por cada uno, donde los centros de adquisiciones humanitarias que no fueron asignados despachan cero unidades; para después realizar sobre los hijos el procedimiento enunciado a continuación:

Figura 9.

Representación de Cruce Uniforme Aplicado en el Primer Escalón



Parte 1: Cada centro de adquisiciones humanitarias hereda las unidades de un único padre.

Figura 10.

Cantidad Despachada por los Centros de Adquisiciones de Cada Padre y su Stock

Centro Adq. H	1	2	3	4	5
Und Padre 1	1657	1095	1577	691	0
Und Padre2	1429	0	1609	969	1013
	≤				
Cap. Centro Adq. H	1929 und	1467 und	1612 und	1300 und	1533 und

La *Figura 10* enseña las unidades que despachan los centros de adquisiciones humanitarias del padre 1 y el padre 2, así como la capacidad o stock disponible de cada centro de adquisiciones, observándose que cada uno de los padres ya viene cumpliendo con las limitaciones de capacidad de los centros de adquisiciones.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Enumerar todos los centros de adquisiciones Humanitarias del hijo en una fila denominada “centros de adquisiciones”.

Crear una máscara debajo de la fila de los centros de adquisiciones con números aleatorios entre uno y dos, que representan al padre del cual heredará las unidades a despachar.

Figura 11.

Máscara Creada para el Hijo 1

Centro Adq. H	1	2	3	4	5
Padre hereda	1	2	2	1	1

La *Figura 11* da a conocer la máscara del nuevo hijo, enseñando el padre correspondiente a cada centro de adquisiciones humanitarias.

Fijar en una fila de “Unidades a despachar” las unidades que despacha cada centro de adquisiciones de acuerdo con el padre que le correspondió en la máscara.

Totalizar las unidades despachadas por todos los centros de adquisiciones.

Figura 12.

Unidades Despachadas por los Centros de Adquisiciones del Hijo 1

Centro Adq. H	1	2	3	4	5	Suma	¿Cumple?
Und a despachar	1657	0	1609	691	0	3957	menor

La *Figura 12* indica las unidades que despacha inicialmente cada centro de adquisiciones humanitarias junto con la suma total, revelando que aún no está cumpliendo con la cantidad requerida por el CEDI por ser menor, de manera que faltan unidades para completar la demanda.

Parte 2: Asegura que la suma de las unidades despachadas por todos los centros de adquisiciones cumpla con la demanda total del CEDI. Cuando la suma de las unidades despachadas por los centros de adquisiciones en la parte 1 no cumple con la demanda establecida, debe verificarse si sobran o faltan unidades para desarrollar el procedimiento que se ajuste al caso.

Procedimiento para ajustar la demanda cuando faltan unidades:

Paso 1: Generar un número aleatorio entre todos los centros de adquisiciones, para determinar el primero que modificará sus unidades a despachar.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 13.

Primer Centro de Adquisición Seleccionado para Aplicar el Cambio

Orden del cambio	1
Centro Adq. H	3

El primer cambio se hace en el centro de adquisiciones 3 como se expresa en la *Figura 13*.

Paso 2: Para el centro de adquisiciones humanitarias seleccionado, aumentar las unidades a las de su máximo stock o si es el caso, solo las requeridas para completar la demanda del CEDI.

Paso 3: Verificar si después del aumento de unidades, se cumple con la cantidad necesaria para satisfacer al CEDI.

Figura 14.

Aplicación del Primer Cambio en el Centro de Adquisición Seleccionado

Centro Adq. H	1	2	3	4	5	Suma	¿cumple?
Unid a despachar	1657	0	1609	691	0	3957	menor
1er cambio	1657	0	1612	691	0	3960	menor

La *Figura 14* expone que el primer cambio se realiza en el centro de adquisiciones humanitarias 3 aumentando sus unidades a las de su máxima capacidad; sin embargo, después de realizar el cambio, las unidades totales despachadas continúan siendo menores que la demanda requerida.

Paso 4: Si ya cumple con la demanda se obtiene la nueva estructura, pero si aún no cumple se procede a realizar una nueva modificación.

Paso 5: Generar un segundo número aleatorio para determinar el siguiente centro de adquisiciones que modificará sus unidades a despachar.

Figura 15.

Primer Centro de Adquisición Seleccionado para Aplicar el Cambio

Orden del cambio	1	2
Centro Adq. H	3	5

Paso 6: Repetir los pasos 2 y 3.

El segundo centro de adquisiciones humanitarias escogido aleatoriamente para realizar el cambio es el 5, como lo muestra la *Figura 15* y se realiza de la manera en que se indica en la *Figura*

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

16, llevando al centro de adquisición que antes no proporcionaba suministros a despachar 1060 unidades para completar la cantidad requerida por la demanda. Es importante resaltar que el stock disponible del centro de adquisición 5 es de 1533 unidades, pero solo se aumentó la cantidad necesaria para completar con la demanda solicitada por el CEDI.

Figura 16.

Aplicación del Segundo Cambio en el Centro de Adquisición Seleccionado

Centro Adq. H	1	2	3	4	5	Suma	¿cumple?
Unid a despachar	1657	0	1609	691	0	3957	menor
1er cambio	1657	0	1612	691	0	3960	menor
2do cambio	1657	0	1612	691	1060	5020	Cumple

Paso 7: Repetir el paso 4. Este proceso se repetirá tantas veces como sea necesario, hasta que se cumpla la demanda establecida por el CEDI.

La *Figura 17* enseña la estructura después de realizar el cruce para la obtención del hijo en el primer escalón, indicando los centros de adquisiciones empleados y las unidades que despacha cada uno de ellos.

Figura 17.

Estructura Final de las Unidades a Despachar del Hijo 1

Centro Adq. H	1	2	3	4	5
Asignación	1	0	1	1	1
Unidades	1657	0	1612	691	1060

Procedimiento para ajustar la demanda cuando sobren unidades:

Paso 1: Generar un número aleatorio entre los centros de adquisiciones que ya están despachando producto, para determinar la primera planta que modificará sus unidades a despachar.

Paso 2: Reducir las unidades sobrantes del centro de adquisición seleccionado, para ajustar a la demanda exacta del CEDI; en caso de que deban llevarse las unidades a cero se realiza el ajuste correspondiente y solo significará que ese centro de adquisiciones ya no despacha unidades.

Paso 3: Verificar si después del cambio de unidades, ya cumple con la cantidad necesaria para satisfacer al CEDI.

Paso 4: Si ya cumple con la demanda exacta se obtiene la nueva estructura, pero si aún no cumple se procede a realizar una nueva modificación.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Paso 5: Generar un segundo número aleatorio para determinar el siguiente centro de adquisiciones humanitarias que modificará la cantidad que despacha.

Paso 6: Repetir los pasos 2 y 3.

Paso 7: Repetir el paso 4. Este paso se repetirá tantas veces como sea necesario, hasta que se cumpla la demanda establecida por el CEDI.

Parte 3: Después de realizar los ajustes correspondientes al caso que fue identificado se obtiene la estructura final del hijo con las unidades que despacha cada centro de adquisiciones humanitarias (ver Figura 17).

Cruce del segundo escalón. Se efectúa sobre el cromosoma de asignación de rutas, afectando directamente el ruteo correspondiente de cada descendiente. Con la finalidad de manejar las posibles infactibilidades que se puedan presentar, el procedimiento está dividido en tres asignaciones explicadas a continuación:

Primera asignación.

Paso 1: Identificar a los dos progenitores escogidos con el operador de selección.

Figura 18.

Rutas Implementadas por los Padres para Atender a cada Área Afectada

Área afectada	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Ruta Padre 1	2	3	3	1	1	1	1	3	1	3	2	3	1	2	3
Ruta Padre 2	1	2	3	2	2	3	1	1	2	2	3	3	3	2	3

Paso 2: Crear la fila “Área afectada”, designando todas las zonas que deben ser atendidas.

Paso 3: Crear una máscara debajo de la fila de áreas afectadas con números aleatorios entre 1 y 2, indicando el padre del cual heredará la ruta.

Figura 19.

Máscara Creada en la Estructura de Asignación de Rutas para el Hijo 1

Área afectada	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Padre hereda	1	1	1	2	2	1	2	1	2	1	2	1	2	2	1

La *Figura 18* denota las rutas utilizadas por cada uno de los padres para atender las diferentes zonas y la *Figura 19* revela la máscara obtenida con números aleatorios para el hijo, conociendo el padre del cual heredará la ruta.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Paso 4: Crear la “*primera asignación*” con la ruta que heredó cada área afectada.

Paso 5: Separar cada una de las rutas con las zonas que le fueron asignadas en el paso anterior, su demanda correspondiente y la carga acumulada de la ruta.

Figura 20.*Primera Asignación de Áreas Afectadas del Hijo 1*

Primera asignación								
Ruta 1			Ruta 2			Ruta 3		
Área	Demanda	Acumulado	Área	Demanda	Acumulado	Área	Demanda	acumulado
6	3	3	1	157	157	2	5	5
7	7	10	4	6	163	3	8	13
Suma	10	Falta	5	139	302	8	2	15
		160	9	4	306	10	9	24
			14	3	309	11	10	34
			Suma	309	Exceso	12	84	118
					139	13	5	123
						15	60	183
						Suma	183	Exceso
								13

Se puede observar en la *Figura 20* que después de asignar la ruta del padre que le correspondió a cada zona, la ruta 1 solo queda con dos áreas asignadas y una amplia capacidad sobrante, por su parte las rutas 2 y 3 presentan exceso de capacidad.

Paso 6: Revisar cuales rutas tienen exceso de capacidad.

La siguiente modificación se efectúa sobre la *asignación 1* para garantizar que las rutas cumplan con la limitación de capacidad de carga del vehículo.

Reasignación 1. Eliminación de áreas afectadas de las rutas con exceso de carga.

El procedimiento consiste en ir agregando zonas de la *primera asignación*, a la *Reasignación 1* con un determinado orden establecido; y en agregar las áreas que no alcancen a ser incluidas por la capacidad de carga del vehículo, a una lista de “*Áreas eliminadas de las rutas*”. El procedimiento para llevar a cabo la asignación se realiza para cada ruta, por medio de los siguientes pasos:

Paso 1: Ordenar las áreas afectadas de mayor a menor demanda en la lista de la *primera asignación*, y seleccionar la zona que tiene mayor demanda para añadirla a *reasignación 1*. Se debe tener en cuenta que cada zona escogida sea excluida de las próximas elecciones.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 21.

Áreas de Mayor a Menor Demanda de la Ruta 3

Ruta 3	
Área	Orden dem.
12	84
15	60
11	10
10	9
3	8
2	5
13	5
8	2

La *Figura 21* da a conocer el orden de zonas de mayor a menor demanda para la ruta 3, no obstante, el procedimiento empleado se efectúa de la misma manera para cada una de las rutas.

Paso 2: Sumar la carga del área añadida a *reasignación 1* en la fila de la carga acumulada de la ruta.

Figura 22.

Primer Área Agregada a la Ruta 3 en la Reasignación 1

Ruta 3		
Área	Demanda	Carga acum.
12	84	84

Paso 3: Seleccionar la zona con menor demanda de la lista *primera asignación* y añadirla a *reasignación 1*.

Figura 23.

Segunda Zona Agregada a la Ruta 3 en la Reasignación 1

Ruta 3		
Área	Demanda	Carga acum.
12	84	84
8	2	86

Los pasos 2 y 3 se muestran en las *Figura 22* y *Figura 23* respectivamente, observándose que la primer área agregada a la *reasignación 1* es la que tiene mayor demanda de la lista ordenada, y la segunda en ser agregada es la última que aparece en la misma lista.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Paso 4: Realizar hasta nueve veces la selección de la zona con menor demanda para añadirla a *reasignación 1*, siempre y cuando la ruta aún tenga la capacidad de carga y queden más zonas por añadir.

Figura 24.*Áreas Agregadas a la Ruta 3 en la Reasignación 1*

Ruta 3		
Área	Demanda	Carga acum.
12	84	84
8	2	86
13	5	91
2	5	96
3	8	104
10	9	113
11	10	123

En la *Figura 24* se revela la asignación realizada tras ir agregando reiterativamente las siguientes seis áreas con menor demanda. Como puede deducirse, la siguiente zona que debía ser agregada a la lista era la 15, pero no pudo añadirse debido a la capacidad de carga del camión, quedando excluida de la ruta 3.

Paso 5: Repetir los pasos del 1 al 4, sucesivamente hasta añadir todas las zonas de la lista de *primera asignación* o hasta completar la capacidad de carga del vehículo.

Figura 25.*Reasignación 1 para Zonas del Hijo 1*

Reasignación 1								
Ruta 1			Ruta 2			Ruta 3		
Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.
7	7	7	1	157	157	12	84	84
6	3	10	14	3	160	8	2	86
		Falta	9	4	164	13	5	91
		160	4	6	170	2	5	96
					Completa	3	8	104
						10	9	113
						11	10	123
								Falta
								47

Paso 6: Añadir a una lista de “*Áreas eliminadas de la ruta*” a aquellas que quedaron por fuera de la asignación de cada ruta.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 26.*Áreas Eliminadas de las Rutas*

Áreas eliminados de la ruta					
Ruta 1		Ruta 2		Ruta 2	
Área	Demanda	Área	Demanda	Área	Demanda
Ninguno		5	139	15	60

La *Figura 25* expone las áreas que quedaron en cada ruta después de realizar la asignación 2, enseñando que ahora ninguna ruta tiene exceso de capacidad y que además, la ruta 2 está completa. Además, en la *Figura 26* se exponen aquellas zonas eliminadas de cada ruta que deben ser reasignadas.

Reasignación 2. Reasignar las áreas que fueron eliminadas de las rutas.

Asigna las zonas eliminadas a aquellas rutas que aún disponen de capacidad de carga, adicionando primero las que tienen mayor demanda a través de los siguientes pasos:

Paso 1: Ordenar la lista de “Áreas eliminadas de las rutas “ de mayor a menor demanda.

La lista de las zonas eliminadas de las rutas, ordenadas de mayor a menor demanda se muestra en la *Figura 27*.

Figura 27.*Áreas Eliminados de Mayor a Menor Demanda*

Áreas Eliminadas Orden	
Área	Demanda
5	139
15	60

Paso 2: Identificar la ruta que tiene mayor capacidad disponible.

Una vez identificada la ruta con mayor capacidad disponible (ver *Figura 28*), se realizan los siguientes ajustes:

Paso 2.1: Revisar si el área con mayor demanda de la lista de “Áreas eliminadas de las rutas” cabe en la ruta con mayor disponibilidad de carga identificada (paso 2) y en caso de ser afirmativo, incluirla.

Paso 2.2: Revisar si la misma ruta seleccionada, dispone de capacidad para adicionar la siguiente zona con mayor demanda y en caso de que sea así, incluirla.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Paso 2.3: Hacer el procedimiento en la misma ruta con las zonas que tengan las siguientes mayores demandas, añadiéndolas a la ruta.

Figura 28.

Ruta con Mayor Capacidad Disponible de Reasignación 1 del Hijo 1

Reasignación 1								
Ruta 1			Ruta 2			Ruta 3		
Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.
7	7	7	1	157	157	12	84	84
6	3	10	14	3	160	8	2	86
		Falta	9	4	164	13	5	91
		160	4	6	170	2	5	96
					Completa	3	8	104
						10	9	113
						11	10	123
								Falta
								47
Ruta con mayor capacidad disponible								

Paso 3: Eliminar de la lista de “Áreas eliminadas de las rutas” aquellas zonas que van siendo agregadas a otras rutas.

Paso 4: Repetir el proceso de los pasos 1, 2 y 3, con las zonas que quedan en la lista, identificando siempre la siguiente ruta con mayor disponibilidad.

Paso 5: Terminar la selección de rutas, cuando ya no exista ninguna ruta con capacidad disponible para añadir alguna zona de la lista “Áreas eliminadas de las rutas”.

Figura 29.

Reasignación 2 de Áreas del Hijo 1

Reasignación 2								
Ruta 1			Ruta 2			Ruta 3		
Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.
7	7	7	1	157	157	12	84	84
6	3	10	14	3	160	8	2	86
5	139	149	9	4	164	13	5	91
		Falta	4	6	170	2	5	96
		21			Completa	3	8	104
						10	9	113
						11	10	123
								Falta
								47

Paso 6: Revisar si quedan zonas en la lista de “Áreas eliminadas de las rutas”.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 30.

Áreas Eliminadas de las Rutas que Permanecen en la Lista

Áreas eliminadas rutas	
Área	Demanda
15	60

La *Figura 29* enseña la reasignación 2 obtenida, indicando la adición del área 5 a la ruta 1; asimismo, se deduce de la *Figura 30* que después de realizar los pasos anteriores, el área 15 continua sin ser asignada a alguna ruta.

Figura 31.

Reasignación 2 Final de las Áreas del Hijo 1

Reasignación 2											
Ruta 1			Ruta 2			Ruta 3			Ruta 4		
Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.
7	7	7	1	157	157	12	84	84	15	60	60
6	3	10	14	3	160	8	2	86			Falta
5	139	149	9	4	164	13	5	91			110
		Falta	4	6	170	2	5	96			
		21			Completa	3	8	104			
						10	9	113			
						11	10	123			
								Falta			
								47			

Paso 7: En caso de que queden zonas en la lista, es necesario crear las rutas que sean necesarias, siguiendo la regla de asignación detallada en la sección “*Asignación de Áreas a rutas*” para reasignar las zonas restantes.

Teniendo en cuenta las instrucciones del paso 7, se crea la ruta 4 para añadir el área 15 que no había sido asignada, como se muestra en la *Figura 31*. Sin embargo, el objetivo es minimizar la cantidad de rutas creadas en el hijo, por lo que antes de la ejecución del paso 7, se aplica el siguiente procedimiento adicional (Reasignación 3).

Reasignación 3. Minimiza la cantidad de rutas creadas en el hijo.

La *Figura 32* da a conocer la reasignación 2 de un segundo hijo, junto con la lista de Áreas eliminadas sobre la cual se implementarán los pasos para la reasignación 3.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 32.*Reasignación 2 de Áreas del Hijo 2*

Reasignacion 2										
Ruta 1			Ruta 2			Ruta 3			Áreas eliminadas	
Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda
1	157	157	10	9	9	12	84	84	15	60
9	4	161	14	3	12	8	2	86		
4	6	167	2	5	17	6	3	89		
		Falta	5	139	156	13	5	94		
		3	7	7	163	3	8	102		
					Falta	11	10	112		
					7			Falta		
								58		

Paso 1: Identificar la ruta con mayor capacidad disponible de la *reasignación 2. Ruta (Paso 1)*

Paso 2: Revisar de la lista “*Áreas eliminados de las rutas*” si hay algún área que tenga demanda aproximada a esa capacidad disponible de la ruta identificada del paso 1. *Área (Paso 2)*

Paso 3: Hallar la diferencia entre la capacidad disponible de la ruta del paso 1 y la demanda del Área del paso 2.

$$\text{Diferencia (Paso 3)} = \text{Cap. Disp. Ruta (Paso 1)} - \text{Dem. Área (Paso 2)}$$

Paso 4: Identificar un área de la ruta del paso 1, con demanda igual o superior a la diferencia del paso 3, para que pueda ser eliminada de la ruta y quede capacidad suficiente para recibir el área del paso 2.

$$\text{Área (Paso 4)} = \text{Área con demanda igual o superior a Diferencia (Paso 3)}$$

Paso 5: Identificar a la ruta con menor capacidad disponible. *Ruta (Paso 5)*

Paso 6: Revisar si la zona del Paso 4, cabe en ruta del Paso 5; es decir, revisar si se cumple que:

$$\text{Demanda Área (Paso 4)} \leq \text{Capacidad Ruta (Paso 5)}$$

Paso 7: Si cumple.

Paso 7.1: Eliminar el *Área (Paso 4)* de la *Ruta (Paso 1)*.

Paso 7.2: Añadir al *Área (Paso 4)* a la *Ruta (Paso 5)*.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Paso 7.3: Actualizar la nueva capacidad disponible de la *Ruta (Paso 1)*.

Paso 7.4: Añadir al *Área (Paso 2)* a la *Ruta (Paso 1)*.

Figura 33.

Identificación de Pasos de la Reasignación 3 sobre la Reasignación 2

Reasignacion 2											
Ruta 1			Ruta 2			Ruta 3			Áreas eliminadas		
Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	
1	157	157	10	9	9	12	84	84	15	60	
9	4	161	14	3	12	8	2	86			
4	6	167	2	5	17	6	3	89			
		Falta	5	139	156	13	5	94			
		3	7	7	163	3	8	102			
					Falta	11	10	112			
					7			Falta			
								58			
Ruta Paso 5						Ruta Paso 1			Área Paso 2		
Dem. Área		≤	Cap. Ruta Paso 5			Área	Demanda	58	60		
2			3			8	2	2			
Condición Paso 6						Área Paso 4		Diferencia Paso 3			

Paso 8: Si no cumple.

Paso 8.1: Identificar la siguiente ruta con menor capacidad disponible.

Paso 8.2: Hacer el mismo procedimiento con la siguiente ruta de menor capacidad disponible.

Paso 8.3: Si cumple para esa ruta saltar al paso 7, de lo contrario no hacer ningún cambio adicional.

Figura 34.

Reasignación 3 de Áreas del Hijo 2

Reasignación 3											
Ruta 1			Ruta 2			Ruta 3					
Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.	Área	Demanda	Carga acum.			
1	157	157	10	9	9	12	84	84			
9	4	161	14	3	12	6	3	87			
4	6	167	2	5	17	13	5	92			
8	2	169	5	139	156	3	8	100			
		Falta	7	7	163	11	10	110			
		1			Falta	15	60	170			
					7					Completa	

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Paso 8.4: Si después de realizar el procedimiento para las dos rutas con mayor capacidad disponible, se incumple la condición, entonces no se realiza ningún cambio y se procede a crear más rutas (paso 7 de la reasignación 2).

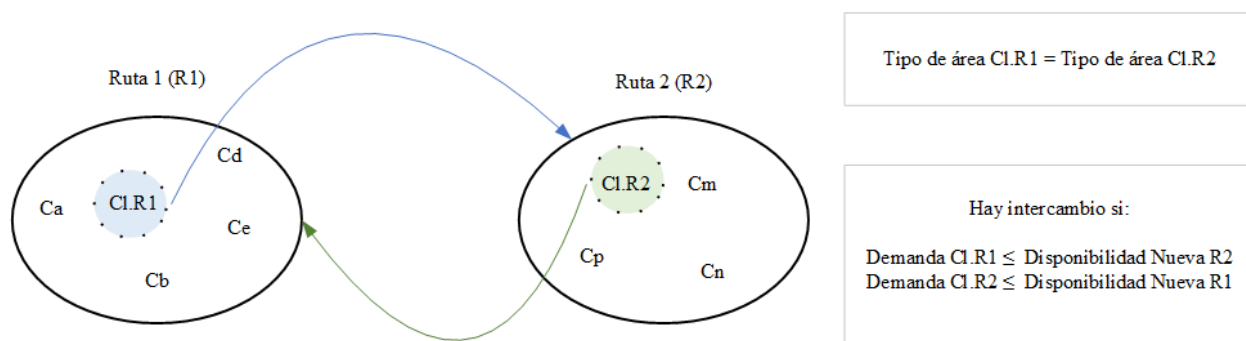
Es posible observar en la Figura 33 que la ruta identificada en el primer paso corresponde a la ruta 3 (con capacidad disponible de 58), el área con demanda aproximada a la capacidad disponible es el área 15 (con demanda igual a 60), obteniendo una diferencia de 2 (diferencia entre 58 y 60). Asimismo, el área del paso 4 identificada es la 8 (con demanda igual a 2) y la ruta con menor capacidad identificada del paso 5 es la ruta 1 (con capacidad disponible de 3). Como se cumple la condición del paso 6, se efectúan los respectivos cambios del paso 7 obteniendo la nueva asignación expresada en la Figura 34.

6.3.3. Operador de mutación para el 2E-VRPD+TW

El operador de mutación utiliza una tasa que varía entre el 5% y el 9% sobre el total de los individuos, y se aplica en el segundo escalón mediante el intercambio de un área entre dos rutas aleatorias pertenecientes a la estructura de asignación, que naturalmente genera modificaciones en la estructura del ruteo del individuo, garantizando que todos los individuos resultantes después de su aplicación sean válidos y no exista la necesidad de reparar a ningún individuo. El operador de mutación representado en la Figura 35 toma los individuos de la población de hijos y los modifica mediante el siguiente procedimiento:

Figura 35.

Proceso de Mutación para el 2E-VRPD+TW



Paso 1: Seleccionar una ruta aleatoria de las posibles rutas que conforman la solución. (R1)

Paso 2: Elegir un área aleatoria entre las zonas asignadas a la ruta del paso 1. (Cl.R1)

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Paso 3: Revisar a qué tipo de nodo corresponde, si a una zona Nck o una zona Ncd . ($Nck; Ncd$)

Paso 4: Escoger una segunda ruta aleatoria. ($R2$)

Paso 4.1: Elegir aleatoriamente un área de la segunda ruta del mismo tipo identificado en el paso 3. ($Cl.R2$)

Paso 5: Verificar la demanda de cada área ($Cl.R1$ y $Cl.R2$). (*Demanda $Cl.R1$ y Demanda $Cl.R2$*).

Paso 6: Hallar las nuevas disponibilidades que tendrían las rutas en caso de que las zonas seleccionadas salieran de la ruta a la que pertenecen, haciendo uso de las siguientes formulas:

- *Disponibilidad Nueva Ruta $R1$:* Capacidad de vehículo-Demanda Total $R1$ antes del cambio + Demanda del área que se quiere sacar de la $R1$;

$$\text{Disponibilidad Nueva } R1 = \text{Cap. Vehículo} - \text{Demanda Total Anterior } R1 + \text{Demanda } Cl.R1$$

- *Disponibilidad Nueva Ruta $R2$:* Capacidad de vehículo -Demanda Total antes del cambio $R2$ + Demanda del área que se quiere sacar de la $R2$;

$$\text{Disponibilidad Nueva } R2 = \text{Cap. Vehículo} - \text{Demanda Total Anterior } R2 + \text{Demanda } Cl.R2$$

Paso 7: Verificar que se cumplan las dos condiciones:

$$\text{Demanda } Cl.R1 \leq \text{Disponibilidad Nueva } R2$$

$$\text{Demanda } Cl.R2 \leq \text{Disponibilidad Nueva } R1$$

Paso 8: Si se cumplen, el intercambio es óptimo y podrá aplicarse la mutación del individuo; si no se cumplen, debe repetirse el mismo procedimiento desde el paso uno seleccionando dos nuevas rutas aleatorias como otra posible opción de mutación.

Paso 9: Efectuar máximo 10 intentos de mutación. Al superar el número de intentos fallidos se omite la mutación sobre ese hijo.

6.4. Reemplazo generacional con enfoque elitista

El paso a la siguiente generación consiste en la creación de un conjunto consolidado C , que contiene la unión de la población inicial y la de hijos mutados, obteniendo un conjunto de cardinalidad $2N$ sobre el cual se aplica el operador de selección, escogiendo reiterativamente y de

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

manera aleatoria de a dos individuos para que compitan y el ganador pase a la siguiente generación de tamaño N . Además, se organizan los $2N$ individuos según su ajuste de mayor a menor, con el propósito de seleccionar y guardar en un vector S al individuo con mayor bondad; dicho vector se encargará de almacenar siempre la mejor solución encontrada en cada iteración.

6.5. Criterio de parada

El criterio de parada estipulado para problema 2E-VRPD+TW está marcado por una cantidad específica de generaciones.

6.6. Evaluación de la población y presentación de la mejor solución

La función de bondad o aptitud propuesta para el problema de investigación se compone de cinco partes, orientadas a los diferentes costos producidos (*ver Apéndice C*). La bondad del individuo aumentará en la medida en que la suma de los costos sea menor, mientras cumple con las tareas de asignación y despacho en el primer escalón, y de reparto de suministros en las áreas afectadas en el segundo escalón.

6.7. Representación de la solución

Cada individuo está representado mediante la codificación no binaria de tres matrices o estructuras asociadas al costo del individuo, desarrolladas por el investigador. La primera, muestra los centros de adquisiciones asignados del primer escalón y las unidades de producto que despacha cada uno al CEDI; la segunda, manifiesta la asignación de áreas a las diferentes rutas del segundo escalón; y la última, representa el ruteo de la flota de vehículos y drones del segundo escalón.

6.7.1. Estructura de asignación de centros de adquisición del primer escalón

Está compuesta por tres filas como se muestra en la *Figura 36*, la primera designa los centros de adquisiciones humanitarias disponibles; la segunda da a conocer los centros que serán empleados por ese individuo, denotando con uno (1) aquellos que proveerán suministros humanitarios y con cero (0), los que no serán empleados; y la tercera, expone la cantidad de unidades de producto que despacha cada centro de adquisiciones humanitarias al CEDI.

Figura 36.

Estructura de Asignación de Centro de Adquisiciones del Primer Escalón

Centro de Adquisiciones	1	2	3	4	5
Asignación	1	1	1	1	0
Unidades	1657	1095	1577	691	0

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

6.7.2. Estructura de asignación de áreas a las rutas del segundo escalón

Se divide en tres filas: la primera muestra el número de áreas que deben ser atendidas; la segunda, indica la ruta asignada para atender a esa zona; y la tercera, denota el dron correspondiente a esa ruta que deberá realizar la entrega, como lo indica la *Figura 37*.

Figura 37.*Estructura de Asignación de Áreas a las Rutas del Segundo Escalón*

Área	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Ruta	2	3	3	1	1	1	1	3	1	3	2	3	1	2	3
Dron		2	3	3		2	2	2	1	1	1		1	2	

6.7.3. Estructura de ruteo del segundo escalón

Está compuesto por tantas filas como rutas se hayan formado para la atención de todos los afectados. La *Figura 38* enseña la estructura de ruteo para un individuo detallada a continuación:

Cada fila corresponde al ruteo de un solo vehículo o ruta. El inicio y la finalización del recorrido de cada vehículo se denota con un cero (0).

A continuación del cero, el primer número que aparece corresponde al primer nodo Nck al que se dirige el vehículo para atenderlo y lanzar drones, en caso de que deba enviarlos.

Después del dígito que expone el área Nck que atiende el vehículo y desde el cual se lanzan los drones, se utiliza el dígito menos uno (-1) para indicar el inicio del ruteo correspondiente a los drones que son lanzados del vehículo.

El siguiente dígito da a conocer el dron que sale del vehículo, para el primer dron corresponde el uno (1), para el segundo el dos (2) y para el tercero el tres (3). Por ejemplo, si el vector muestra el dígito uno (1) indicará el inicio de la ruta del primer dron que sale del vehículo. El ruteo de todos los drones se expresa de la misma forma.

A continuación del valor que sugiere el dron del cual se detallará el ruteo, el inicio del recorrido del UAV se expresa con el número cero (0). Los siguientes valores del vector corresponden al orden de áreas que atiende ese determinado dron. Posteriormente, se indica el fin de la ruta del respectivo dron con el número cero (0).

Después de expresar el ruteo de los drones correspondientes a la ruta, el dígito menos uno (-1) indica la finalización de ruteo de los drones.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 38.*Estructura de Ruteo del Segundo Escalón*

R1	0	5	-1	1	0	13	9	0	2	0	6	7	0	3	0	4	0	-1	-2	9	7	4	-2	0
R2	0	1	-1	1	0	11	0	2	0	14	0	-1	-2	11	14	-2	0							
R3	0	12	-1	1	0	10	0	2	0	3	0	-1	15	-2	3	10	2	-2	0					

Tras terminar el ruteo de los drones, los siguientes dígitos corresponden a las demás zonas que debe visitar el vehículo para hacer las entregas.

El dígito menos dos (-2) se implementa para denotar el inicio y la finalización de la actividad de recolección del vehículo. A continuación del primer menos dos (-2) se ubican las áreas que el vehículo visita para recoger aquellos drones que lo están esperando. Después de exponer todos los nodos de recogida, se ubica nuevamente el menos dos (-2) para indicar la finalización de la tarea de recolección. Por último, el ruteo del vehículo finaliza con el número cero (0).

Las siguientes filas presentan la misma información para las demás rutas.

6.8. Representación de la mejor solución y decodificación

Al cumplir el criterio de parada establecido se culmina el proceso algorítmico, obteniendo la mejor solución encontrada al problema 2E-VRPD+TW por medio de tres matrices. Esta solución contiene información relacionada con:

1. Los centros de adquisiciones seleccionadas para suministrar ayuda humanitaria al CEDI.
2. Las unidades despachadas por cada uno de los centros de adquisiciones asignados.
3. El conjunto de rutas que satisfacen la demanda de las áreas afectadas.
4. La asignación de áreas afectadas al tipo de vehículo o dron que se encargará de atenderlas, teniendo en cuenta la ruta a la que fueron asignadas.

6.9. Parámetros

Los datos de entrada requeridos para la inicialización de la población en el algoritmo propuesto son:

El tamaño de la población: N individuos.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Probabilidad de mutación: PM aplicada sobre la población de hijos. Para cada individuo de la población se genera un número aleatorio NA y se verifica si $NA < PM$. Si se cumple, entonces se aplica la mutación. Si no se cumple, no se aplica la mutación a ese individuo.

Número de generaciones: el número de generaciones definidas para cada escenario es NG .

6.10. Pasos lógicos del procedimiento algorítmico

Los procesos fundamentales y la secuencia estipulada para obtener los resultados esperados durante la ejecución del algoritmo genético se muestran en la *Figura 39*. La inicialización del algoritmo surge a partir del subproceso de representación del problema, donde se adaptan los parámetros del 2E-VRPD+TW al contexto del algoritmo para su implementación. Luego, el subproceso de construcción de la solución inicial utiliza métodos aleatorios y la heurística de vecino más cercano para encontrar la solución al problema planteado. Inmediatamente después de la construcción de la primera solución, se procede a la generación de todos los individuos que integran la población inicial. El proceso continúa con la construcción del conjunto que comprende las parejas de los padres de la nueva generación, para posteriormente crear una población temporal. Seguidamente, se lleva a cabo el operador de cruce utilizando el método de cruce uniforme sobre la población de padres para generar los descendientes que conforman la población de hijos de tamaño N . Tras la creación de la población de hijos surge la aplicación del operador de mutación mediante métodos aleatorios, produciendo la actualización de la población temporal. Posteriormente, se origina un nuevo conjunto consolidado que contiene la población inicial y la de descendientes, utilizando el elitismo para guardar la mejor solución. Adicionalmente, se aplica el operador de selección por método de competencias sobre el conjunto consolidado para escoger a la nueva generación de individuos, sobre la cual se aplican los mismos subprocesos hasta completar el criterio de parada establecido para que el algoritmo arroje la mejor solución encontrada y finalice su ciclo.

6.11. Aplicación del paralelismo en el algoritmo

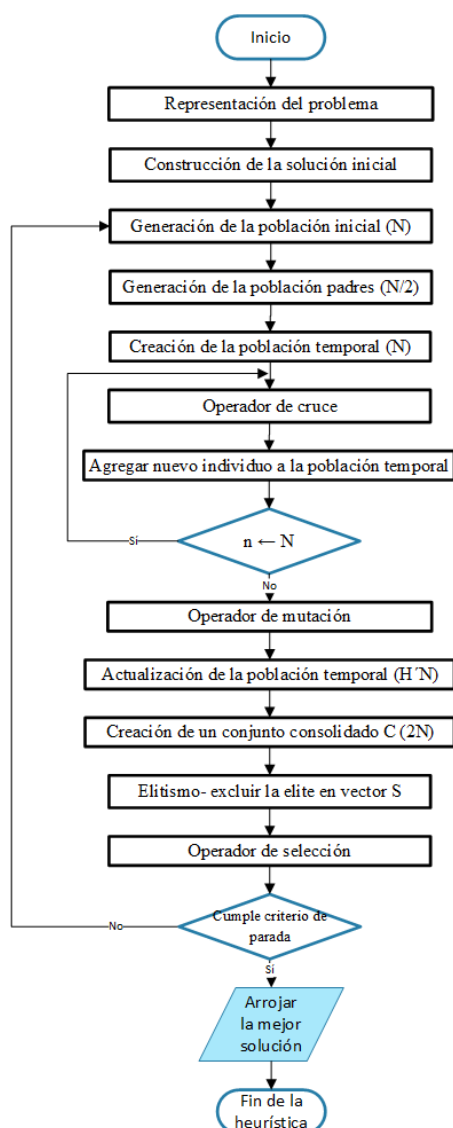
La aplicación del paralelismo en el algoritmo genético construido se lleva a cabo mediante el esquema de islas homogéneo, apoyándose en la distribución de la población (de Toro Negro et al., 2004; Leon et al., 2008). Para su implementación, se toma la población inicial de tamaño N y se divide en dos subpoblaciones o islas de tamaño $N/2$ cada una, las cuales se operan de forma simultánea utilizando los operadores genéticos, durante la cual se efectúa la migración de

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

individuos entre las islas. La política de migración para el intercambio de información entre las dos islas, se define después de la aplicación del operador de selección y consiste en la organización de cada subpoblación de menor a mayor costo (donde los individuos de menor costo presentan mayor bondad), para interconectar e intercambiar los 10 mejores individuos de las dos islas y reescribir la información de cada nueva subpoblación; después de realizar el intercambio de información, cada isla continúa ejecutándose de manera independiente. El algoritmo continúa su desarrollo, hasta cumplir con el criterio de parada y arrojar al mejor individuo de la población. El proceso del algoritmo genético paralelo se representa en la *Figura 40*.

Figura 39.

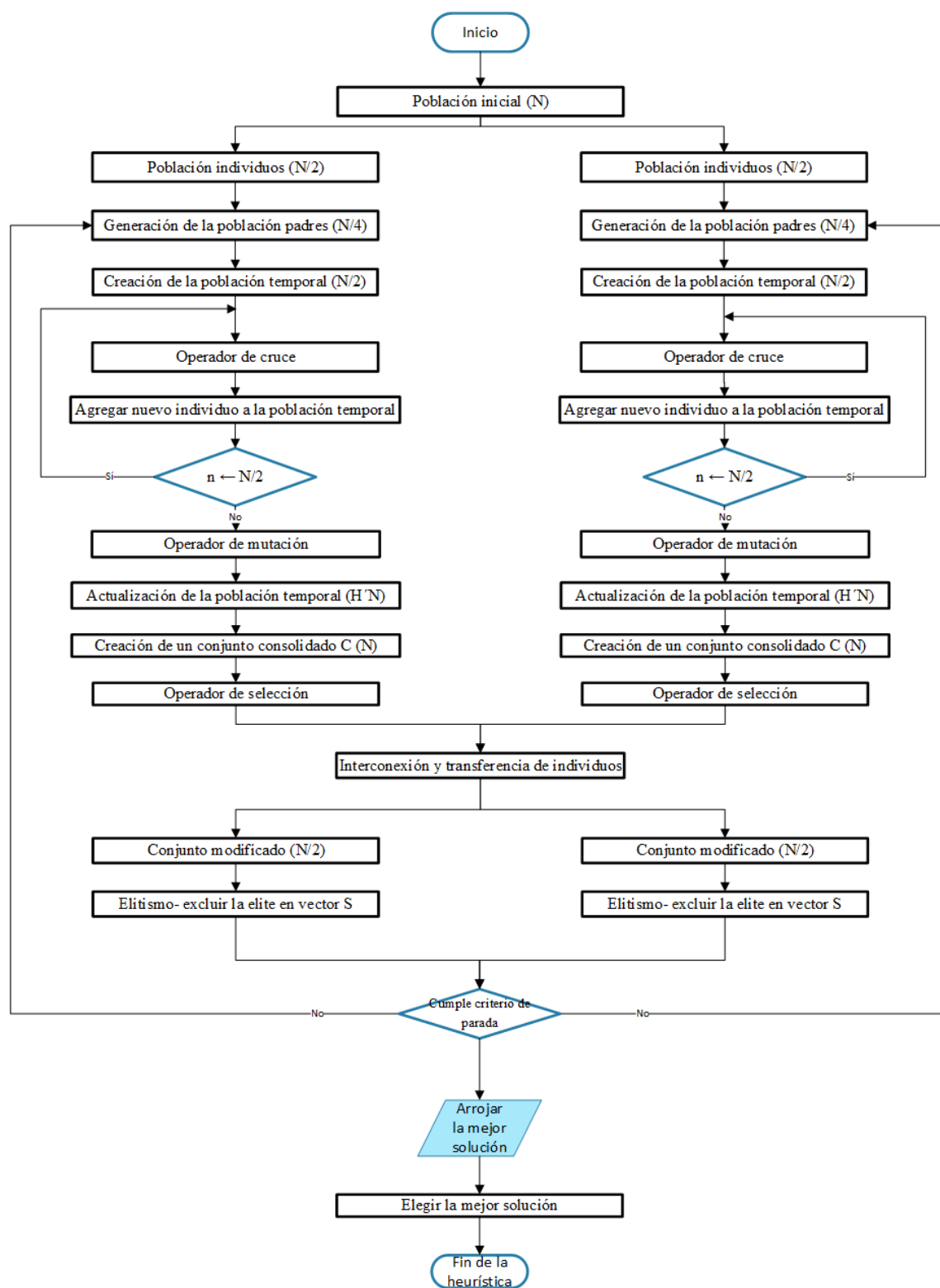
Procedimiento General del Algoritmo Genético



SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 40.

Paralelismo Empleado en el Algoritmo Genético



7. Validación y resultados de la experimentación

7.1. Validación de los algoritmos

La validación de los algoritmos se realiza mediante la evaluación de las soluciones obtenidas con el algoritmo genético, que se diseñó como método de solución propuesto para el problema 2E-VRPD+TW. Una vez desarrollado el AG secuencial y paralelo en el lenguaje de programación Python dentro del entorno de ejecución Google Colab, se construyen las instancias de prueba en base a las propuestas por Prodhon para validar los algoritmos relacionados con el tema de investigación (Prins et al., 2006; Prodhon & Prins, 2014). Durante la ejecución de las pruebas iniciales realizadas con las instancias, se encontró que los resultados obtenidos eran coherentes con la lógica del problema.

7.2. Instancias

Las instancias que se emplearon para la validación del algoritmo diseñado se encuentran en el *Apéndice F* y contemplan las configuraciones de los parámetros descritas a continuación.

La cantidad de centros de adquisiciones humanitaria varía entre 5-18, el número total de áreas afectadas que requieren suministros entre 12-70, la demanda de cada una de las áreas afectadas entre 1-170 kg, los tiempos de servicio para el dron entre 1-3 minutos y para el vehículo entre 1-5 minutos; asimismo, disponen de distintos tiempos de lanzamiento y de recuperación de los drones, además de diversas ventanas de tiempo para cada uno de los afectados. La velocidad determinada para los drones y para los vehículos es de 70 km/h y de 40km/h respectivamente. Los rangos de tiempo para los medios de transporte se contemplan de la siguiente manera: el vehículo tiene un rango máximo de 480 min y el rango del dron varía entre 9-17 minutos; respecto a la capacidad de carga, se contemplan valores entre 170-300 kg para el vehículo y entre 10-17 kg para los drones. Otros parámetros que varían son los costos unitarios de productos para los centros de adquisiciones, y las distancias recorridas que implican distintos tiempos empleados para el vehículo y el dron. Se consideran diferentes costos asociados al transporte de las unidades de producto, desde los centros de adquisiciones hasta el CEDI en el primer escalón y diversos costos por unidad de tiempo en la utilización de los vehículos y los drones del segundo escalón. Por último, el costo de penalización por llegar después del tiempo establecido en las ventanas de tiempo es el mismo para todas las instancias.

7.3. Diseño factorial

La técnica empleada para el análisis de los datos obtenidos en las corridas del algoritmo genético construido es el diseño experimental factorial, ampliamente utilizado con experimentos de dos o más factores por su eficiencia a la hora de brindar información relacionada con el efecto que tiene cada factor y su interacción sobre la variable respuesta estudiada; utilizando específicamente el diseño factorial 2^3 . Durante la identificación de las variables que afectan el proceso se encontró que son el número de generaciones, el tamaño de la población y la probabilidad de mutación, los tres factores del experimento. Para los valores cuantitativos que pueden tomar los factores durante la experimentación se establecieron 2 niveles, uno alto y uno bajo. Todas las combinaciones entre los diferentes niveles o tratamientos del experimento cuentan con 4 réplicas, proporcionando mayor información del efecto producido, que puede ser simple o de interacción, sobre las variables respuesta que son el costo total y el tiempo computacional. De modo que, para la realización del experimento se corre el algoritmo genético secuencial y el paralelo con las 20 instancias, generando 4 réplicas para los 8 tratamientos, recolectando información sobre las 2 variables respuesta de estudio; obteniendo así, un total de 1280 datos del algoritmo secuencial y 1280 del paralelo. En el *Apéndice G* se pueden encontrar los resultados, junto con las gráficas de las cuatro replicas y su comportamiento en las diferentes combinaciones, para cada una de las instancias generadas por el algoritmo genético. Además, en el *Apéndice H* se encuentra la síntesis de las cifras obtenidas en las corridas para el costo en pesos (\$) y el tiempo en segundos (s) de los algoritmos, con la respectiva réplica de los tratamientos.

7.4. Análisis estadístico

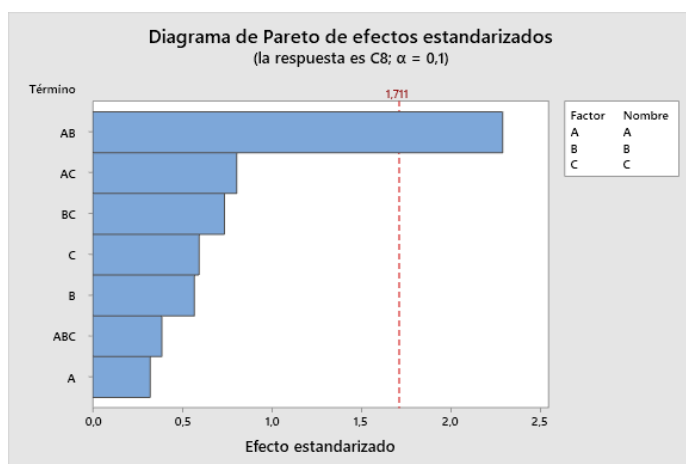
El objetivo del algoritmo genético es minimizar el costo total. Las tablas presentadas en esta sección, recopilan los resultados alcanzados al correr las instancias, con los efectos producidos por los factores sobre la variable respuesta, así como el efecto de la interacción de dos y tres términos, el factor o interacción más significativo y el tratamiento que genera el mejor resultado, manejando una significancia de $\alpha=0,1$. Las dos primeras tablas ofrecen información de la variable respuesta CT: costo total, dado en el algoritmo genético secuencial *Tabla 3* y paralelo *Tabla 4*. Asimismo, el resumen de los datos arrojados de la variable respuesta TC: tiempo computacional para el AG secuencial y el paralelo se encuentran en *Tabla 5* y *Tabla 6*, respectivamente.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Los resultados obtenidos para el costo total se condensan en la Tabla 7 observándose que el mejor costo se alcanza con el tratamiento que maneja la combinación de A = NG: número de generaciones alto, B = TP: tamaño de la población alto y C = PM: probabilidad de mutación alta, en los dos algoritmos, con la particularidad de que el algoritmo secuencial arroja también buenos resultados con la combinación del NG alto, TP alto y PM bajo. En cuanto a los factores, los dos algoritmos consideran el número de generaciones y el tamaño de la población como importantes, sin embargo, difieren en sus porcentajes. El 95% de las instancias corridas del algoritmo genético secuencial tienen como factor significativo el número de generaciones y el 25% el tamaño de la población; mientras que en el algoritmo genético paralelo el 45% de las instancias tiene como factor principal el número de generaciones y el 50% el tamaño de la población. En lo que concierne a interacciones de dos términos, solo el 10% de las instancias del algoritmo secuencial cuenta con una interacción significativa; respecto al algoritmo paralelo, la interacción NG*TP es significativa en el 30% de las instancias. Para la interacción de tres términos, el 10% de las instancias del algoritmo secuencial comprende esta interacción, mientras que el paralelo la mejora incrementando la interacción al 25% de las instancias. En relación con el factor/interacción que genera mayor importancia en los dos algoritmos es el número de generaciones; sin embargo, mientras el AG secuencial no incluye interacciones de mayor importancia, el 40% de las instancias corridas en el paralelo incluye estas interacciones.

Figura 41.

Diagrama de Pareto de efectos estandarizados para Costo Total (Instancia 17)



Nota. Obtenido del software estadístico Minitab19

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Tabla 3.

Resumen DOE Factorial para el 2E-VRPD+TW (COSTO-SECUENCIAL)

Variable respuesta: Costo Significancia de las fuentes ($\alpha=0,1$)									
Instancia	Efectos principales			Interacción de dos términos			Interacción de tres términos	Factor/interacción de mayor importancia	Combinación de factores que genera la mejor respuesta en la instancia
	NG	TP	PM	NG*TP	NG*PM	TP*PM			
I1	X						X	NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.09)
I2	X				X			NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.09)
I3	X					X		NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.05)
I4	X	X						TP	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I5	X							NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I6	X				X			NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.09)
I7	X							NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.05)
I8	X			X		X		NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I9	X	X						NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I10	X							NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I11	X							NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.09)
I12	X	X						NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.09)
I13	X							NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.05)
I14	X		X					NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.05)
I15		X					X	TP	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I16	X							NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.09)
I17	X							NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.05)
I18	X	X						NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.05)
I19	X				X			NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.05)
I20	X							NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.05)

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Tabla 4.

Resumen DOE Factorial para el 2E-VRPD+TW (COSTO-PARALELO)

Instancia	Variable respuesta: Costo total Significancia de las fuentes ($\alpha=0,1$)							Factor/interacción de mayor importancia	Combinación de factores que genera la mejor respuesta en la instancia
	Efectos principales			Interacción de dos términos			Interacción de tres términos		
	NG	TP	PM	NG*TP	NG*PM	TP*PM	NG*TP*PM		
I1	X				X			NG*PM	NG(400)+TP(150)+PM(0.09)
I2		X						TP	NG(200)+TP(250)+PM(0.09)
I3	X			X				NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I4		X				X		TP*PM	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I5	X	X						NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I6							X	NG*TP*PM	NG(400)+TP(250)+PM(0.05)
I7							X	NG*TP*PM	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I8		X						TP	NG(400)+TP(150)+PM(0.05)
I9	X		X	X				NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.05)
I10		X				X		TP	NG(200)+TP(250)+PM(0.09)
I11	X	X		X		X		NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.05)
I12	X	X	X					NG	NG(400)+TP(150)+PM(0.05)
I13		X				X		TP	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I14	X						X	NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.05)
I15		X					X	NG*TP*PM	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I16							X	NG*TP*PM	NG(400)+TP(150)+PM(0.09)
I17				X				NG*TP	NG(400)+TP(250)+PM(0.05)
I18	X	X	X	X	X			NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.05)
I19	X		X	X		X		NG	NG(400)+TP(250)+PM(0.09)
I20					X			NG*PM	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Tabla 5.

Resumen DOE Factorial para el 2E-VRPD+TW (TC-PARALELO)

Variable respuesta: TC Significancia de las fuentes ($\alpha=0,1$)									
Instancia	Efectos principales			Interacción de dos términos			Interacción de tres términos	Factor/interacción de mayor importancia	Combinación de factores que genera la mejor respuesta en la instancia
	NG	TP	PM	NG*TP	NG*PM	TP*PM			
I1	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I2	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I3	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I4	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I5	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I6	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I7	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I8	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I9	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I10	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I11	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I12	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I13	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I14	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I15	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I16	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I17	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I18	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I19	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I20	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Tabla 6.

Resumen DOE Factorial para el 2E-VRPD+TW (TC-PARALELO)

Instancia	Variable respuesta: TC Significancia de las fuentes ($\alpha=0,1$)							Factor/interacción de mayor importancia	combinación de factores que genera la mejor respuesta en la instancia
	Efectos principales			Interacción de dos términos		Interacción de tres términos			
	NG	TP	PM	NG*TP	NG*PM	TP*PM	NG*TP*PM		
I1	X	X		X	X			NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I2	X	X		X		X		NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I3	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I4	X	X	X	X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I5	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I6	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I7	X	X	X	X	X	X	X	NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I8	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I9	X	X		X		X		NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I10	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)
I11	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I12	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I13	X	X		X	X			NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I14	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I15	X	X		X		X	X	NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I16	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I17	X	X		X		X	X	NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I18	X	X		X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I19	X	X		X	X	X		NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.09)
I20	X	X	X	X				NG	NG(200)+TP(150)+PM(0.05)

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Tabla 7.

Datos Obtenidos de la Variable Respuesta Costo Total

		Costo - Secuencial		Costo - Paralelo		
		Cantidad de instancias	Porcentaje	Cantidad de instancias	Porcentaje	
Mejor tratamiento	A	5	25	A	3	15
	AB	3	15	AB	5	25
	AC	6	30	AC	2	10
	ABC	6	30	BC	3	15
				ABC	7	35
Total		20		20		
Factores significativos	NG	19	95	NG	9	45
	TP	5	25	TP	10	50
	PM	1	5	PM	4	20
Interacciones de dos significativas	NG*TP	1	5	NG*TP	6	30
	NG*PM	3	15	NG*PM	3	15
	TP*PM	2	10	TP*PM	5	25
Interacciones de tres	NG*TP*PM	2	10	NG*TP*PM	5	25
Fact/int de mayor importancia	NG	18	90	NG	8	40
	TP	2	10	TP	4	20
				NG*TP	1	5
				NG*PM	2	10
				TP*PM	1	5
				NG*TP*PM	4	20
Total		20		20		

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Para la observación del ANOVA (Tabla 9) y diagrama de Pareto (Figura 41) de la instancia 17, se puede evidenciar que el efecto principal está asociado a la interacción de dos factores NG*TP teniendo un valor-p de 0.031; dicha apreciación también se puede observar en la Figura 42 donde se demuestra una fuerte interacción entre NG y TP. En la gráfica de residuos de la instancia 17 (ver Figura 43), la gráfica de probabilidad normal enseña que los residuos se apegan a los valores esperados en una distribución normal indicando que tienden a distribuirse de esta forma; la gráfica de los residuos vs. ajustes, deja ver que existe un valor residual atípico en la parte derecha de la gráfica; el histograma de residuos, muestra que la repartición de los residuos es asimétrica hacia la derecha, señalando que la mayoría de los valores residuales tienden a ser pequeños, y evidencia el valor atípico observado anteriormente; la gráfica de residuos vs. orden, deja ver que los residuos son independientes entre sí, debido a que no muestra tendencias ni patrones al estar ubicados aleatoriamente, además, se observa que el valor atípico se encuentra en el dato 23.

Tabla 8.

Datos Obtenidos de la Variable Respuesta Tiempo computacional

		TC - Secuencial		TC - Paralelo		
		Cantidad instancias	Porcentaje	Cantidad instancias	Porcentaje	
Mejor tratamiento	1	13	65	1	8	40
	c	7	35	c	12	60
Total		20		20		
Factores significativos	NG	20	100	NG	20	100
	TP	20	100	TP	20	100
				PM	3	15
Interacciones de dos significativas	NG*TP	20	100	NG*TP	20	100
				NG*PM	4	20
				TP*PM	6	30
Interacciones de tres significativas						
Fact/int de mayor importancia	NG	20	100	NG	20	100
Total		20		20		

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

En último término, la gráfica de cubo (ver *Figura 44*) muestra la relación entre los factores, permitiendo confirmar que los menores costos se alcanzan cuando A:NG y el B:TP están en el nivel alto. El mejor individuo arrojado por el AG para el cumplimiento del objetivo CT de la Instancia 17 se enseña en la *Figura 46*, donde se pueden observar los centros de adquisiciones asignados, las unidades que despachan, el número de rutas con las áreas que atienden los vehículos y los drones, y su ruteo correspondiente para la solución óptima encontrada de esta instancia en específico.

Tabla 9.

Análisis de Varianza (ANOVA) para el Costo Total de la Instancia 17

Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor p
Modelo	7	2,03412E+11	29058853482	1,05	0,422
Lineal	3	21533717979	7177905993	0,26	0,853
A	1	2846398406	2846398406	0,10	0,751
B	1	8902416254	8902416254	0,32	0,575
C	1	9784903319	9784903319	0,35	0,557
Interacciones de 2 términos	3	1,77757E+11	59252258751	2,15	0,121
A*B	1	1,44882E+11	1,44882E+11	5,25	0,031
A*C	1	17880185046	17880185046	0,65	0,429
B*C	1	14994357378	14994357378	0,54	0,468
Interacciones de 3 términos	1	4121480143	4121480143	0,15	0,703
A*B*C	1	4121480143	4121480143	0,15	0,703
Error	24	6,62373E+11	27598857716		
Total	31	8,65785E+11			

La *Tabla 8* relaciona los resultados para el TC: Tiempo computacional del algoritmo genético secuencial y el paralelo. Los tratamientos que mejor cumplen con la minimización del tiempo computacional son el NG bajo, TP bajo, PM bajo, y NG bajo, TP bajo, PM alto para los dos algoritmos; es decir, aquellos tratamientos en los cuales el número de generaciones y el tamaño de la población sean bajos. Se tiene que, los factores con mayor efecto sobre el TC son el NG y el TP, en el 100% de las instancias de ambos algoritmos, aunque la PM tiene efecto sobre 15% de las instancias ejecutadas en el AG paralelo. En cuanto a interacciones de dos términos que influyen en el resultado, se observa que la más importante es NG*TP afectando el TC de todas las

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

instancias, de los dos algoritmos; adicionalmente se evidencia que la interacción NG*PM incide en el resultado del 20% de las instancias del AG paralelo; respecto a la interacción de tres términos, no presenta afectación sobre el TC de ningún algoritmo. En resumen, el factor más influyente en el TC de todas las instancias es el NG, independientemente del algoritmo.

El análisis del ANOVA (*Tabla 10*) y diagrama de Pareto de la instancia 4 (*Figura 45*) demuestran que el efecto principal de los factores está dado por el NG y el TP, y que la interacción de dos factores más influyente es la de NG*TP; este hecho se confirma en la *Figura 47*, que señala una interacción moderada entre dichos factores. En la gráfica de probabilidad normal de la *Figura 48*, se observa que los residuos se apegan a la recta de valores esperados sin ningún dato atípico indicando la distribución normal de los residuos; el histograma de residuos, revela que la distribución de los residuos no se comporta de manera normal; la gráfica de residuos vs. Orden sugiere que los residuos son independientes entre sí, sin embargo a partir de la observación 28 puede evidenciarse que el valor de los residuos tiende a bajar. Por último, la gráfica de cubo (*Figura 49*), sostiene que los menores costos se logran cuando A:NG y el B:TP se encuentran en el nivel bajo.

Tabla 10.

Análisis de Varianza (ANOVA) para el TC de la Instancia 4

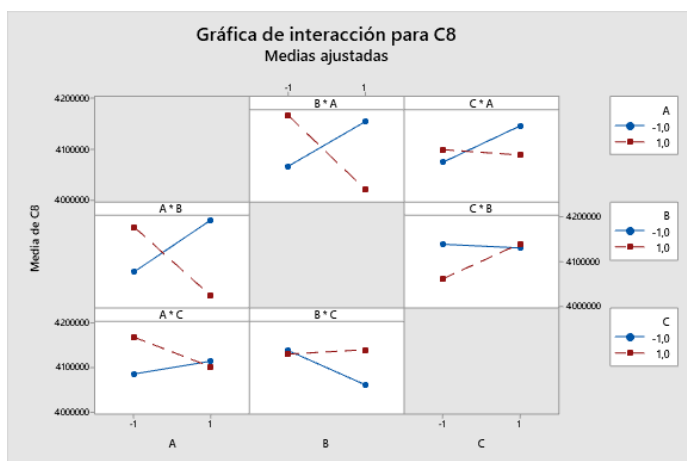
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor p
Modelo	7	19160,4	2737,2	9593,01	0,000
Lineal	3	18579,8	6193,3	21705,48	0,000
A	1	12704,8	12704,8	44526,16	0,000
B	1	5868,0	5868,0	20565,57	0,000
C	1	7,1	7,1	24,72	0,000
	3	580,5	193,5	678,16	0,000
Interacciones de 2 términos					
A*B	1	580,4	580,4	2034,19	0,000
A*C	1	0,0	0,0	0,17	0,685
B*C	1	0,0	0,0	0,11	0,745
	1	0,0	0,0	0,15	0,700
Interacciones de 3 términos					
A*B*C	1	0,0	0,0	0,15	0,700
Error	24	6,8	0,3		
Total	31	19167,2			

Nota. Obtenido del software estadístico Minitab19.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 42.

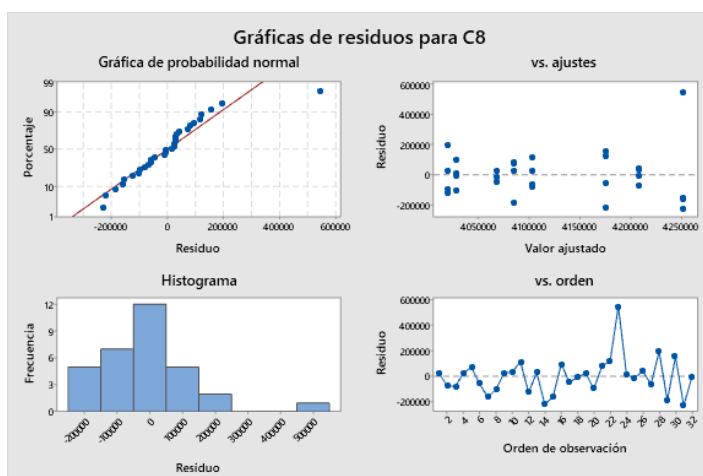
Gráfica de Interacción entre Factores para el Costo Total (Instancia 17)



Nota. Obtenido del software estadístico Minitab19

Figura 43.

Gráfica de Residuos para Costo Total (Instancia 17)

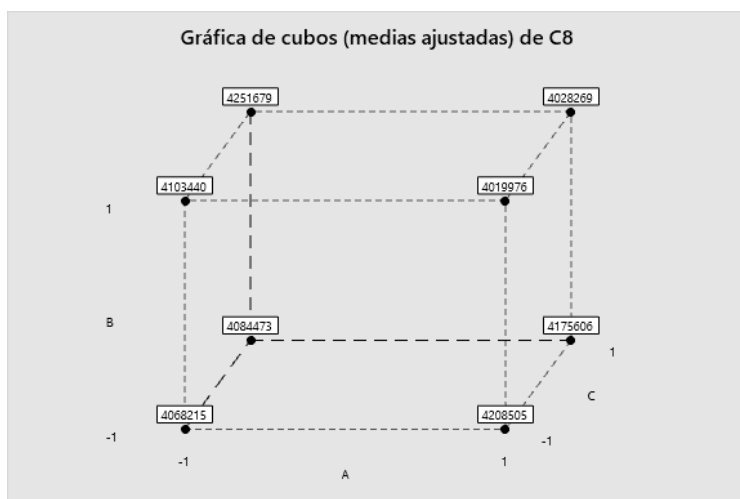


Nota. Obtenido del software estadístico Minitab19

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 44.

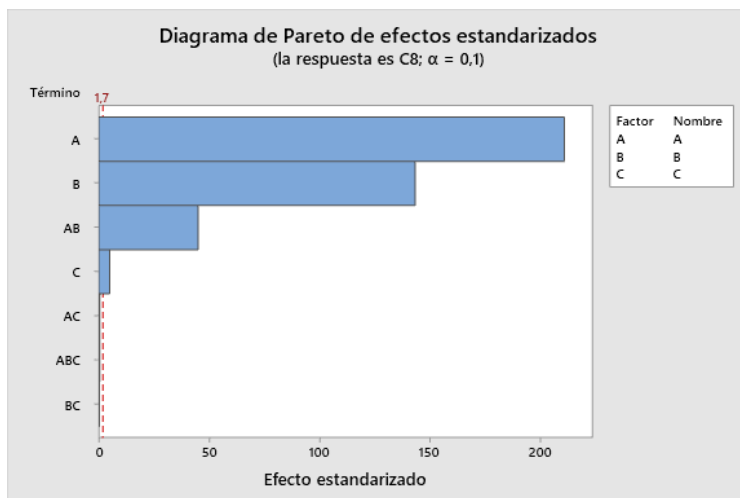
Gráfica de Cubo para el Costo Total (Instancia 17)



Nota. Obtenido del software estadístico Minitab19

Figura 45.

Diagrama de Pareto de Efectos Estandarizados para TC (Instancia 4)



Nota. Obtenido del software estadístico Minitab19

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 46.

Mejor Individuo para el CT Arrojado en el AG de la Instancia 17

```

Corriendo Instancia 17
[|||||||||||||||||||||||||||||||||||||]
Ejecucion Terminada
Mejor Solucion Encontrada con la configuracion:
{'cant_iteraciones': 400, 'pob_size': 250, 'factor_mut': 0.09, 'tolerancia_fallos': 10}
#####
#####          MEJOR INDIVIDUO          #####
#####
Primer Escalon:
[ 0. 872.  0.   0. 123.  0.]
Total: 995.0

Segundo Escalon:

Ruta # 0
    Camion: [0, 41, 37, 11, 29, 30, 42] - Peso Vehiculo: 153
    Drone:  [41, 38, 22, 16, 29] - Peso Vehiculo: 17
    Drone:  [41, 40, 28, 30] - Peso Vehiculo: 17
Peso Ruta: 187

Ruta # 1
    Camion: [0, 39, 21, 35, 14, 36, 42] - Peso Vehiculo: 168
    Drone:  [39, 3, 10, 35] - Peso Vehiculo: 13
    Drone:  [39, 8, 2, 14] - Peso Vehiculo: 17
    Drone:  [39, 36] - Peso Vehiculo: 8
Peso Ruta: 206

Ruta # 2
    Camion: [0, 15, 5, 12, 42] - Peso Vehiculo: 74
    Drone:  [15, 4, 20, 1, 13, 5] - Peso Vehiculo: 17
    Drone:  [15, 23, 7, 9, 12] - Peso Vehiculo: 16
Peso Ruta: 107

Ruta # 3
    Camion: [0, 25, 32, 34, 27, 42] - Peso Vehiculo: 84
    Drone:  [25, 26, 34] - Peso Vehiculo: 14
    Drone:  [25, 33, 27] - Peso Vehiculo: 16
Peso Ruta: 114

Ruta # 4
    Camion: [0, 19, 17, 31, 42] - Peso Vehiculo: 232
    Drone:  [19, 18, 31] - Peso Vehiculo: 13
Peso Ruta: 245

Ruta # 5
    Camion: [0, 24, 6, 42] - Peso Vehiculo: 122
    Drone:  [24, 6] - Peso Vehiculo: 14
Peso Ruta: 136

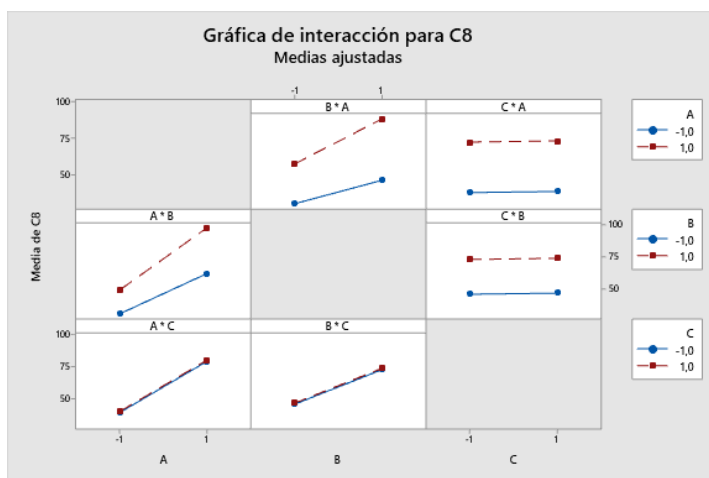
```

Nota. Obtenido del AG Paralelo para 2E-VRPD-2E en Google Colab

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 47.

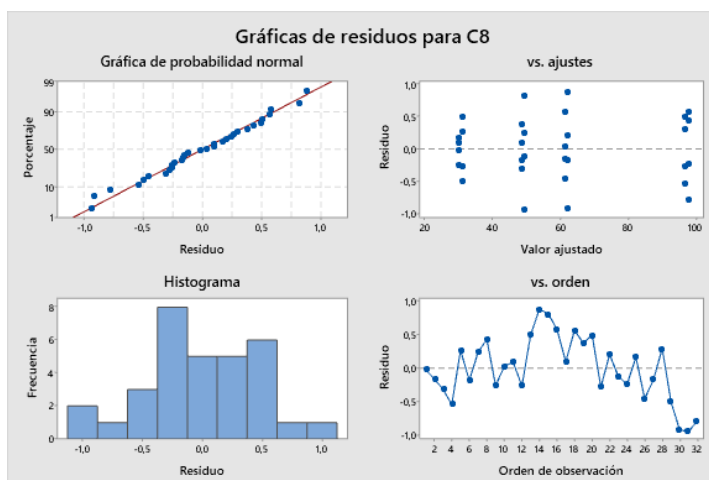
Gráfica de Interacción entre Factores para el TC (Instancia 4)



Nota. Obtenido del software estadístico Minitab19

Figura 48.

Gráfica de Residuos para TC (Instancia 4)

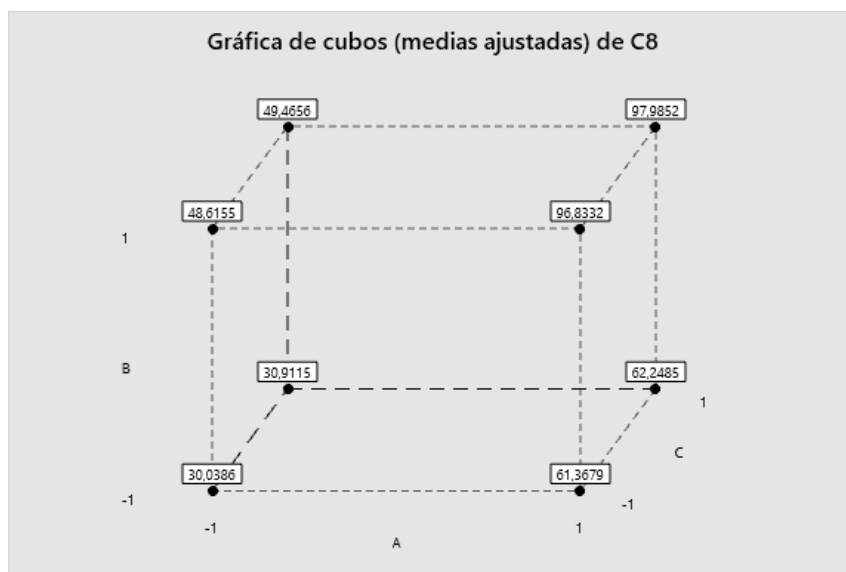


Nota. Obtenido del software estadístico Minitab19

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Figura 49.

Gráfica de Cubo para TC (Instancia 4)



Nota. Obtenido del software estadístico Minitab19.

Tabla 11.

Niveles Recomendados de los Factores

Factor	Bajo	Alto	CT mínimo	TC mínimo
Número de generaciones	200	400	400	200
Tamaño de la población	150	250	250	150
Factor de mutación	0.05	0.09	0.09	0.05;0.09

Al llevar a cabo el análisis de los resultados obtenidos con el apoyo del software estadístico Minitab 19, utilizando las herramientas de análisis de diseño factorial, gráficas de Pareto, de ajustes, de residuos, de cubos, factoriales y el optimizador de respuesta, sobre todas las instancias (ver *Apéndice I*); en la *Tabla 11* se presenta el valor de los niveles empleados para cada uno de los factores y el nivel recomendado para obtener buenas soluciones. De acuerdo con el objetivo de minimizar el costo, se puede establecer que cuando los tres factores están en los niveles más altos, se generan mejores resultados; por lo que, a mayor número de iteraciones, con el cruce de más individuos y con una importante variabilidad en las mutaciones se van encontrando nuevas y

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

mejores soluciones. Al considerar la minimización del tiempo computacional, se encuentra que la probabilidad de mutación puede tomar cualquier valor, debido a que no afecta el TC. Finalmente, cuando el número de generaciones y el tamaño de la población están en los niveles más bajos, el TC disminuye.

Tabla 12.

Mínimo Valor Obtenido de las Variables Respuesta

Variable respuesta	Costo total		Tiempo computacional	
	Secuencial	Paralelo	Secuencial	Paralelo
Mínimo	\$ 1,765,122.00	\$ 1,736,122.00	34.11381745	29.7816081
Promedio	\$ 8,835,089.54	\$ 7,533,436.10	94.55880132	81.9016606

Después de determinar los niveles establecidos para obtener buenas soluciones, se realiza la ejecución de los dos algoritmos. Los resultados obtenidos para las dos variables respuesta, después de hacer las corridas se encuentran en el *Apéndice H*, y su resumen en el *Apéndice J*. La *Tabla 12* enseña el mínimo valor obtenido y el valor promedio de todos los datos encontrados para el costo total y el tiempo computacional, en las corridas del AG secuencial y el paralelo. Se tiene que el mínimo costo total encontrado es menor en el AG paralelo, alcanzando disminuciones de la mejor solución encontrada, hasta de 24.50% en algunas instancias; además, el promedio de todos los costos mínimos obtenidos en el AG paralelo disminuye 14.73%, infiriéndose que el AG paralelo genera mejores resultados en el costo total. En consideración al tiempo computacional, el AG paralelo disminuye el tiempo mínimo y el promedio de los datos obtenidos en las ejecuciones de las instancias un 13.38%. A nivel general, las corridas de los algoritmos brindan resultados coherentes, demostrando así, que en la mayoría de los casos el AG paralelo ofrece mejores resultados al ser comparado con el AG secuencial.

8. Conclusiones

De acuerdo con la revisión de literatura, durante los últimos años la comunidad científica ha ampliado la investigación sobre el problema de ruteo de vehículos con drones (VRPD), con el objetivo de aprovechar los beneficios del tándem camión-dron y mejorar los procesos logísticos relacionados con la entrega de última milla, para contribuir al mejoramiento en los procesos de la gestión de desastres, sin embargo, aún existen aspectos que no se han explorado. En ese sentido, el presente proyecto de investigación reúne varios supuestos que responden a distintas necesidades de la logística humanitaria, estudiando el problema de ruteo de vehículos con varios drones, el estudio de dos escalones y ventanas de tiempo, múltiples visitas, capacidad de carga limitada en los vehículos, y transporte de carga heterogénea; bajo la premisa de que los drones son lanzados y recuperados en distintos nodos de entrega. Al tener características especiales y particulares, los resultados obtenidos en este proyecto, no pueden ser comparados con otros estudios de la literatura; sin embargo, el algoritmo genético emplea tiempos computacionales aceptables al ser ejecutado con las diferentes instancias.

La propuesta de un modelo de programación lineal para 2E-VRPD+TW, tiene como objetivo la optimización del costo total (CT); y para su solución se implementa un algoritmo genético bajo dos enfoques (secuencial y paralelo), los cuales demuestran una buena adaptación al problema, ofreciendo resultados lógicos y coherentes. Estas técnicas desarrolladas, funcionan como herramienta de apoyo en la toma de decisiones dentro de la logística humanitaria cuando se requiere seleccionar entre diversos centros de adquisición para la compra y transporte de suministros a un CEDI, desde donde se distribuye la ayuda humanitaria a las áreas afectadas, haciendo uso del tándem camión-dron.

El algoritmo genético (AG) diseñado, implementa la heurística del vecino más cercano en el ruteo de los UAV y un método aleatorio en el ruteo de los vehículos, contribuyendo a la generación de rutas cortas y a una amplia exploración del espacio de solución. Asimismo, el componente aleatorio que se emplea en la lógica interna del algoritmo genético durante la extracción de individuos que compiten - operador de selección, en la creación de máscaras - cruce uniforme, y en la selección de rutas - operador de mutación; favorece la búsqueda de otros espacios de solución y evita la convergencia prematura de la técnica de solución implementada.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Como criterio de calidad para el algoritmo genético en su versión secuencial y paralela, se tuvo en cuenta el análisis descriptivo que relaciona la variable denominada costo total o fitness versus el número de generaciones o iteraciones. En los gráficos obtenidos para el mínimo costo alcanzado en la mejor solución de las diferentes generaciones, durante cada una de las ejecuciones, que se evidencia en el *Apéndice G* y la síntesis de los resultados para cada uno de los algoritmos, que se encuentra en el *Apéndice H*, se observa que de 400 generaciones, la mínima iteración en la cual converge el algoritmo genético secuencial es la 159 y la 94 para el enfoque paralelo; permitiendo inferir que la técnica desarrollada cumple con este criterio, evidenciando el alto índice de calidad que posee la herramienta desarrollada.

Los algoritmos genéticos diseñados (secuencial y paralelo) proporcionan soluciones razonables para el problema 2E-VRPD+TW; sin embargo, la implementación del paralelismo mejora las soluciones del algoritmo genético secuencial. El estudio comparativo de sus resultados identifica que la disminución de valor promedio de todas las soluciones obtenidas para el CT fue del 14,73% y a su vez la disminución fue del 13,38% en el TC; además, se puede evidenciar que el AG secuencial alcanza su mejor solución en un mayor número de iteraciones que el paralelo.

El análisis estadístico permite deducir que al establecer niveles altos para el número de generaciones, el tamaño de la población y el factor de mutación, se pueden encontrar en la mayoría de las veces, buenas soluciones para el costo total. En cuanto al tiempo computacional, definiendo niveles bajos para el número de generaciones y el tamaño de la población se podrá obtener un tiempo computacional mínimo. Como conclusión, el NG es el factor que tiene mayor influencia sobre las dos variables respuesta: costo total y tiempo computacional; y además, el NG y el TP incrementan considerablemente los tiempos, por lo que un valor muy alto en estos factores incurrirá en un TC alto.

9. Recomendaciones

Llevar a cabo una investigación actualizada de diferentes aspectos reales relacionados con la ocurrencia de desastres naturales en Colombia, que incluya información sobre las áreas territoriales más críticas, su localización y población; los tipos de vehículos y drones que se disponen en el país, considerando sus velocidades y rangos de vuelo; información verídica de los tiempos de espera máximo de las personas afectadas y las fallas más comunes que se presentan con el transporte y la infraestructura en general; con la finalidad de obtener una herramienta más robusta para la gestión de desastres, que ayude a tomar decisiones y crear planes estratégicos de forma rápida y segura.

Implementar estrategias diferentes a las abordadas durante la aplicación de los operadores genéticos (selección, cruce y mutación), además de utilizar nuevas heurísticas durante la creación de rutas, que incrementen la efectividad del algoritmo.

Debido a la limitación que supone el tiempo computacional en instancias de gran tamaño, se recomienda probar nuevas técnicas y/o métodos de paralelismo que permitan disminuir dichos tiempos.

En futuras investigaciones se pueden considerar variaciones, como la posibilidad de que el vehículo regrese al mismo CEDI al finalizar, o que los drones puedan llegar de manera independiente a una estación en la que el vehículo los recoja. Se sugiere también, estudiar el problema 2E-VRPD+TW con múltiples objetivos.

Incluir varias rutas que sirvan como conexión entre los mismos nodos, para acercarlo a un ámbito más real, donde no existe una única ruta para llegar a un sitio.

Investigar y abordar otro tipo de algoritmo para la solución del problema 2E-VRPD+TW que pueda mejorar los resultados obtenidos.

Referencias Bibliográficas

- Agárdi, A., Kovács, L., & Bányai, T. (2020). *Solutions for Sustainable Development: Proceedings of the 1st International Conference on Engineering Solutions for Sustainable Development (ICESSD 2019), October 3-4, 2019, Miskolc, Hungary* (K. V. Klára Szita Tóthné, Károly Jármai (Ed.); CRC Press,).
<https://books.google.com.co/books?id=F5exDwAAQBAJ&dq=Agárdi,+A.,+Kovács,+L.,+Bányai,+T.,+2020.+Vehicle+routing+in+drone-based+package+delivery+services.+In:+J.K.V.K.+Szita+Tóthné,+K.,+,+Solutions+for+Sustainable+Development+-+1st+International+Conference+>
- Agatz, N., Bouman, P., & Schmidt, M. (2018). Optimization Approaches for the Traveling Salesman Problem with Drone. *Transportation Science*, 52(4), 965–981.
<https://doi.org/10.1287/trsc.2017.0791>
- Alexander, D. E. (2002). *Principles of Emergency Planning and Management* (2002 Oxford University Press (Ed.); Ilustrada).
- Ali, I. M., Essam, D., & Kasmarik, K. (2019). A novel differential evolution mapping technique for generic combinatorial optimization problems. *Applied Soft Computing*, 80, 297–309.
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.04.017>
- Alladi, T., Chamola, V., Sahu, N., & Guizani, M. (2020). Applications of blockchain in unmanned aerial vehicles: A review. *Vehicular Communications*, 23, 100249.
<https://doi.org/10.1016/j.vehcom.2020.100249>
- Altay, N., & Green, W. G. (2006). OR/MS research in disaster operations management. *European Journal of Operational Research*, 175(1), 475–493.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.05.016>
- Archetti, C., Speranza, M. G., & Hertz, A. (2006). A Tabu Search Algorithm for the Split Delivery Vehicle Routing Problem. *Transportation Science*, 40(1), 64–73.
<https://doi.org/10.1287/trsc.1040.0103>
- Archetti, C., Speranza, M. G., & Savelsbergh, M. W. P. (2008). An Optimization-Based Heuristic for the Split Delivery Vehicle Routing Problem. *Transportation Science*, 42(1), 22–31.
<https://doi.org/10.1287/trsc.1070.0204>
- Avellar, G., Pereira, G., Pimenta, L., & Iscold, P. (2015). Multi-UAV Routing for Area Coverage and Remote Sensing with Minimum Time. *Sensors*, 15(11), 27783–27803.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

<https://doi.org/10.3390/s151127783>

- Baghel, M., Agrawal, Shikha, & Silakari, S. (2012). Survey of Metaheuristic Algorithms for Combinatorial Optimization. *International Journal of Computer Applications*, 58(19), 21–31. <https://doi.org/10.5120/9391-3813>
- Balcik, B., & Beamon, B. M. (2008). Facility location in humanitarian relief. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 11(2), 101–121. <https://doi.org/10.1080/13675560701561789>
- Balcik, Burcu, Beamon, B. M., & Smilowitz, K. (2008). Last Mile Distribution in Humanitarian Relief. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 12(2), 51–63. <https://doi.org/10.1080/15472450802023329>
- Baldacci, R., Battarra, M., & Vigo, D. (2008). Routing a Heterogeneous Fleet of Vehicles. In *The Vehicle Routing Problem: Latest Advances and New Challenges* (pp. 3–27). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-0-387-77778-8_1
- Bengio, Y., Lodi, A., & Prouvost, A. (2021). Machine learning for combinatorial optimization: A methodological tour d’horizon. *European Journal of Operational Research*, 290(2), 405–421. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.07.063>
- Blocho, M. (2019). Heuristics, metaheuristics, and hyperheuristics for rich vehicle routing problems. In *Smart Delivery Systems: Solving Complex Vehicle Routing Problems*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815715-2.00009-9>
- Boysen, N., Briskorn, D., Fedtke, S., & Schwerdfeger, S. (2018). Drone delivery from trucks: Drone scheduling for given truck routes. *Networks*, 72(4), 506–527. <https://doi.org/10.1002/net.21847>
- Budak, A., Kaya, İ., Karaşan, A., & Erdoğan, M. (2020). Real-time location systems selection by using a fuzzy MCDM approach: An application in humanitarian relief logistics. *Applied Soft Computing*, 92, 106322. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106322>
- Camacho, S. C., & Ramírez, G. M. (2019). *Un modelo multiobjetivo para el problema de ruteo de vehículos para la distribución de ayudas humanitarias para un sismo en la ciudad de Bucaramanga*. 87.
- Campbell, J. F., Sweeney, D., Gulden, T., Aurambout, J. P., Gkoumas, K., Ciuffo, B., Meier, P., Klaptocz, A., Perez, O., Lohn, A., Stolaroff, J. K., Samaras, C., O’Neill, E. R., Lubers, A., Mitchell, A. S., Ceperley, D., Park, J., Kim, S., Suh, K., ... Khonji, M. (2017). Strategic

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

- Design for Delivery with Trucks and Drones. *Sustainability (Switzerland), College of Business Administration University of Missouri – St. Louis One University Blvd St. Louis, MO USA Supply Chain & Analytics Report SC, 1(1)*, 1–25. <http://arxiv.org/abs/1703.10049>
- Carlsson, J. G., & Song, S. (2018). Coordinated Logistics with a Truck and a Drone. *Management Science*, 64(9), 4052–4069. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2017.2824>
- CEPAL. (2014). *Manual para la Evaluación de Desastres*. https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/35894/S2013806_es.pdf?fbclid=IwAR1IFGDp4bOqfZ3UwSfQEfEFq7qj1_T-7KVysW8gibw89eUotgKSWMbc2Ds
- Chang, Y. S., & Lee, H. J. (2018). Optimal delivery routing with wider drone-delivery areas along a shorter truck-route. *Expert Systems with Applications*, 104, 307–317. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.03.032>
- Chen, C., Demir, E., & Huang, Y. (2021). An adaptive large neighborhood search heuristic for the vehicle routing problem with time windows and delivery robots. *European Journal of Operational Research*, 294(3), 1164–1180. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.02.027>
- Cheng, C., Adulyasak, Y., & Rousseau, L. M. (2018). Formulations and Exact Algorithms for Drone Routing Problem. *CIRRELT, Centre Interuniversitaire de Recherche Sur Les Réseaux d'entreprise, La Logistique et Le Transport= Interuniversity Research Centre on Enterprise Networks, Logistics and Transportation.*, July.
- Chiang, W.-C., Li, Y., Shang, J., & Urban, T. L. (2019). Impact of drone delivery on sustainability and cost: Realizing the UAV potential through vehicle routing optimization. *Applied Energy*, 242, 1164–1175. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.117>
- Christofides, N., Mingozzi, A., & Toth, P. (1981). Exact algorithms for the vehicle routing problem, based on spanning tree and shortest path relaxations. *Mathematical Programming*, 20(1), 255–282. <https://doi.org/10.1007/BF01589353>
- 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>
- Dayarian, I., Savelsbergh, M., & Clarke, J.-P. (2020). Same-Day Delivery with Drone Resupply. *Transportation Science*, trsc.2019.0944. <https://doi.org/10.1287/trsc.2019.0944>
- de Toro Negro, F., Ortega, J., Ros, E., Mota, S., Paechter, B., & Martín, J. . (2004). PSFGA: Parallel processing and evolutionary computation for multiobjective optimisation. *Parallel Computing*, 30(5–6), 721–739. <https://doi.org/10.1016/j.parco.2003.12.012>

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

- Di Puglia Pugliese, L., & Guerriero, F. (2017). Last-Mile Deliveries by Using Drones and Classical Vehicles. *Springer Proceedings in Mathematics and Statistics*, 217, 557–565. https://doi.org/10.1007/978-3-319-67308-0_56
- Di Puglia Pugliese, L., Guerriero, F., & Macrina, G. (2020). Using drones for parcels delivery process. *Procedia Manufacturing*, 42, 488–497. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.02.043>
- DNP. (2019a). *Departamento Nacional de Planeación (DNP) - Publicaciones 2019*. <https://www.dnp.gov.co/estudios-y-publicaciones/publicaciones/Paginas/2019.aspx>
- DNP. (2019b). *ÍNDICE MUNICIPAL DE RIESGO DE DESASTRES AJUSTADO POR CAPACIDADES*. <https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Prensa/IndicemunicipalRiesgos.pdf>
- Dorling, K., Heinrichs, J., Messier, G. G., & Magierowski, S. (2017). Vehicle Routing Problems for Drone Delivery. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 47(1), 70–85. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2016.2582745>
- Dowlatshahi, M. B., Nezamabadi-pour, H., & Mashinchi, M. (2014). A discrete gravitational search algorithm for solving combinatorial optimization problems. *Information Sciences*, 258, 94–107. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.09.034>
- Eiben, A. E., & Smit, S. K. (2011). Evolutionary Algorithm Parameters and Methods to Tune Them. In *Autonomous Search* (pp. 15–36). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-21434-9_2
- Euichi, J., & Sadok, A. (2021). Hybrid genetic-sweep algorithm to solve the vehicle routing problem with drones. *Physical Communication*, 44, 101236. <https://doi.org/10.1016/j.phycom.2020.101236>
- Fritz, C. E. (1961). *Contemporary Social Problems* (R. . Merton & R. . Nisbet (Eds.)).
- GAR. (2019). *Report 2019 | GAR*. <https://gar.undrr.org/report-2019>
- Gestal, M., Rivero, D., Rabuñal, J., Dorado, J., & Pazos, A. (2010). Introducción a los Algoritmos Genéticos y la Programación Genética. *Coruña: Universidade Da Coruña*, 76. [//d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/55091016/algoritmos-geneticos-libro-bueno-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1648220678&Signature=CNtNBN3zuJzQiojYrYMwSbNns-4C6gatArWq6Z~LHnxmtsIXzfQILfbHAa-6XDsXMmaYoZG3Z~pSsAjhvH6zhX4-TGkkljgrNHY7hmkZfeoL42lzJIXVACivRP9IB5E9](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/55091016/algoritmos-geneticos-libro-bueno-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1648220678&Signature=CNtNBN3zuJzQiojYrYMwSbNns-4C6gatArWq6Z~LHnxmtsIXzfQILfbHAa-6XDsXMmaYoZG3Z~pSsAjhvH6zhX4-TGkkljgrNHY7hmkZfeoL42lzJIXVACivRP9IB5E9)
- Goldberg, D. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*.

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

Addison.

- Gulczynski, D., Golden, B., & Wasil, E. (2010). The split delivery vehicle routing problem with minimum delivery amounts. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 46(5), 612–626. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2009.12.007>
- Ha, Q. M., Deville, Y., Pham, Q. D., & Hà, M. H. (2018). On the min-cost Traveling Salesman Problem with Drone. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 86, 597–621. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2017.11.015>
- Ham, A. M. (2018). Integrated scheduling of m-truck, m-drone, and m-depot constrained by time-window, drop-pickup, and m-visit using constraint programming. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 91(July 2017), 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.03.025>
- Han, Y., Li, J., Liu, Z., Liu, C., & Tian, J. (2020). Metaheuristic algorithm for solving the multi-objective vehicle routing problem with time window and drones. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 17(2), 172988142092003. <https://doi.org/10.1177/1729881420920031>
- Henrique de Moura, E., Bruno Rocha e Cruz, T., & De Genaro Chiroli, D. M. (2020). A framework proposal to integrate humanitarian logistics practices, disaster management and disaster mutual assistance: A Brazilian case. *Safety Science*, 132, 104965. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2020.104965>
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2010). *Introducción a la investigación de operaciones* (2010 McGraw-Hill Interamericana, S.A. (Ed.)).
- Hochba, D. S. (Ed.). (1997). Approximation Algorithms for NP-Hard Problems. *ACM SIGACT News*, 28(2), 40–52. <https://doi.org/10.1145/261342.571216>
- Jeon, I., Ham, S., Cheon, J., Klimkowska, A. M., Kim, H., Choi, K., & Lee, I. (2019). A REAL-TIME DRONE MAPPING PLATFORM FOR MARINE SURVEILLANCE. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-2/W13, 385–391. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-385-2019>
- Jiménez, J. A., & Tarazona, J. S. (2020). *Un algoritmo ALNS para el problema de ruteo de vehículos con drones en la distribución de última milla*. 123.
- Karak, A., & Abdelghany, K. (2019). The hybrid vehicle-drone routing problem for pick-up and

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

- delivery services. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 102, 427–449. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.03.021>
- Kitjacharoenchai, P., Min, B.-C., & Lee, S. (2020). Two echelon vehicle routing problem with drones in last mile delivery. *International Journal of Production Economics*, 225, 107598. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107598>
- Kitjacharoenchai, P., Ventresca, M., Moshref-Javadi, M., Lee, S., Tanchoco, J. M. A., & Brunese, P. A. (2019). Multiple traveling salesman problem with drones: Mathematical model and heuristic approach. *Computers & Industrial Engineering*, 129, 14–30. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.01.020>
- Korte, B., & Vygen, J. (2018). *Combinatorial Optimization* (Vol. 21). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-56039-6>
- Lahyani, R., Khemakhem, M., & Semet, F. (2015). Rich vehicle routing problems: From a taxonomy to a definition. *European Journal of Operational Research*, 241(1), 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.07.048>
- Las Fargeas, J., Kabamba, P., & Girard, A. (2015). Cooperative Surveillance and Pursuit Using Unmanned Aerial Vehicles and Unattended Ground Sensors. *Sensors*, 15(1), 1365–1388. <https://doi.org/10.3390/s150101365>
- Leon, C., Miranda, G., & Segura, C. (2008). Parallel hyperheuristic. *Proceedings of the 10th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, 757–758. <https://doi.org/10.1145/1389095.1389241>
- Li, H., Chen, J., Wang, F., & Bai, M. (2021). Ground-vehicle and unmanned-aerial-vehicle routing problems from two-echelon scheme perspective: A review. *European Journal of Operational Research*, 294(3), 1078–1095. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.02.022>
- Lin, C. K. Y. (2011). A vehicle routing problem with pickup and delivery time windows, and coordination of transportable resources. *Computers & Operations Research*, 38(11), 1596–1609. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.01.021>
- Liu, Y., Liu, Z., Shi, J., Wu, G., & Pedrycz, W. (2020). Two-Echelon Routing Problem for Parcel Delivery by Cooperated Truck and Drone. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, September 2016, 1–16. <https://doi.org/10.1109/tsmc.2020.2968839>
- Lu, H., Zhou, R., Cheng, S., & Shi, Y. (2019). Multi-center variable-scale search algorithm for combinatorial optimization problems with the multimodal property. *Applied Soft Computing*,

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

- 84, 105726. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105726>
- Luna, F., & Alba, E. (2015). Parallel Multiobjective Evolutionary Algorithms. In *Springer Handbook of Computational Intelligence* (pp. 1017–1031). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-43505-2_50
- Luo, Z., Liu, Z., & Shi, J. (2017). A Two-Echelon Cooperated Routing Problem for a Ground Vehicle and Its Carried Unmanned Aerial Vehicle. *Sensors*, 17(5), 1144. <https://doi.org/10.3390/s17051144>
- Lysgaard, J., Letchford, A. N., & Eglese, R. W. (2004). A new branch-and-cut algorithm for the capacitated vehicle routing problem. *Mathematical Programming*, 100(2), 423–445. <https://doi.org/10.1007/s10107-003-0481-8>
- Macrina, G., Di Puglia Pugliese, L., Guerriero, F., & Laporte, G. (2020). Drone-aided routing: A literature review. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 120, 102762. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.102762>
- Martí Cunqueiro, R. (2007). Algoritmos Heurísticos en Optimización Combinatoria. *Mdereg1-Fercarpetass.Googlecode*. ..., 1–27. <http://yalma.fime.uanl.mx/~roger/work/teaching/mecbs5122/1-Introduction/Intro-by-RafaMarti.pdf>
- Mathew, N., Smith, S. L., & Waslander, S. L. (2015). Planning Paths for Package Delivery in Heterogeneous Multirobot Teams. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 12(4), 1298–1308. <https://doi.org/10.1109/TASE.2015.2461213>
- Mbiadou Saleu, R. G., Deroussi, L., Feillet, D., Grangeon, N., & Quilliot, A. (2022). The parallel drone scheduling problem with multiple drones and vehicles. *European Journal of Operational Research*, 300(2), 571–589. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.08.014>
- Mejía, L. C., & Perdomo, J. A. (2019). *Un problema de localización-ruteo dinámico capacitado con demandas difusas para la atención post-desastre sísmico en la ciudad de Bucaramanga*. 88.
- Metaxiotis, K., & Liagkouras, K. (2012). Multiobjective Evolutionary Algorithms for Portfolio Management: A comprehensive literature review. *Expert Systems with Applications*, 39(14), 11685–11698. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.04.053>
- Moshref-Javadi, M., Hemmati, A., & Winkenbach, M. (2020). A truck and drones model for last-mile delivery: A mathematical model and heuristic approach. *Applied Mathematical*

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

- Modelling*, 80, 290–318. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2019.11.020>
- Moshref-Javadi, M., & Winkenbach, M. (2021). Applications and Research avenues for drone-based models in logistics: A classification and review. *Expert Systems with Applications*, 177, 114854. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114854>
- Mourello Ferrandez, S., Harbison, T., Weber, T., Sturges, R., & Rich, R. (2016). Optimization of a truck-drone in tandem delivery network using k-means and genetic algorithm. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 9(2), 374. <https://doi.org/10.3926/jiem.1929>
- Murray, C. C., & Chu, A. G. (2015). The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 54, 86–109. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.03.005>
- Murray, C. C., & Raj, R. (2020). The multiple flying sidekicks traveling salesman problem: Parcel delivery with multiple drones. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 110, 368–398. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.11.003>
- Nguyen, M. A., Dang, G. T.-H., Hà, M. H., & Pham, M.-T. (2022). The min-cost parallel drone scheduling vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, 299(3), 910–930. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.07.008>
- ONU. (2019). *Los desastres son la nueva normalidad | Noticias ONU*. <https://news.un.org/es/interview/2019/11/1465021>
- ONU. (2020a). *La temporada 2020 de huracanes en el Atlántico: un récord y una tragedia para Centroamérica | Noticias ONU*. <https://news.un.org/es/story/2020/11/1484192>
- ONU. (2020b). *Para 2030, la mitad de la población mundial vivirá en áreas propensas a tsunamis | Noticias ONU*. <https://news.un.org/es/story/2020/11/1483612>
- ONU. (2020c). *Pese al aumento de las amenazas de origen natural en el siglo XXI, los países siguen “sembrando las semillas de su destrucción” | Noticias ONU*. <https://news.un.org/es/story/2020/10/1482242>
- Outay, F., Mengash, H. A., & Adnan, M. (2020). Applications of unmanned aerial vehicle (UAV) in road safety, traffic and highway infrastructure management: Recent advances and challenges. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 141, 116–129. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2020.09.018>
- Pedroso, D. M., Bonyadi, M. R., & Gallagher, M. (2017). Parallel evolutionary algorithm for single and multi-objective optimisation: Differential evolution and constraints handling. *Applied*

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

- Soft Computing*, 61, 995–1012. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.09.006>
- Penuel, K. B., Statler, M., & Hagen, R. (Eds.). (2013). *Encyclopedia of Crisis Management* (SAGE Publi).
- Pina-Pardo, J. C., Silva, D. F., & Smith, A. E. (2021). The traveling salesman problem with release dates and drone resupply. *Computers & Operations Research*, 129, 105170. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.105170>
- Poikonen, S., & Golden, B. (2020). Multi-visit drone routing problem. *Computers and Operations Research*, 113, 104802. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.104802>
- Poikonen, S., Golden, B., & Wasil, E. A. (2019). A Branch-and-Bound Approach to the Traveling Salesman Problem with a Drone. *INFORMS Journal on Computing*, 31(2), 335–346. <https://doi.org/10.1287/ijoc.2018.0826>
- Poikonen, S., Wang, X., & Golden, B. (2017). The vehicle routing problem with drones: Extended models and connections. *Networks*, 70(1), 34–43. <https://doi.org/10.1002/net.21746>
- Prins, C., Prodhon, C., & Calvo, R. W. (2006). Solving the capacitated location-routing problem by a GRASP complemented by a learning process and a path relinking. *4OR*, 4(3), 221–238. <https://doi.org/10.1007/s10288-006-0001-9>
- Prodhon, C., & Prins, C. (2014). A survey of recent research on location-routing problems. *European Journal of Operational Research*, 238(1), 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.01.005>
- Qureshi, A. G., & Taniguchi, E. (2020). A multi-period humanitarian logistics model considering limited resources and network availability. *Transportation Research Procedia*, 46, 212–219. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2020.03.183>
- Rao, B., Gopi, A. G., & Maione, R. (2016). The societal impact of commercial drones. *Technology in Society*, 45, 83–90. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2016.02.009>
- Sacramento, D., Pisinger, D., & Ropke, S. (2019). An adaptive large neighborhood search metaheuristic for the vehicle routing problem with drones. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 102, 289–315. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.02.018>
- Salama, M., & Srinivas, S. (2020). Joint optimization of customer location clustering and drone-based routing for last-mile deliveries. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 114, 620–642. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.01.019>
- Sánchez, L. X. (2020). *Solución al problema de ruteo de vehículos Milk-run con ventanas de*

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

tiempo mediante la Metaheurística Búsqueda Tabú. 79.

- Schermer, D., Moeini, M., & Wendt, O. (2018). *Algorithms for Solving the Vehicle Routing Problem with Drones* (pp. 352–361). https://doi.org/10.1007/978-3-319-75417-8_33
- Schermer, D., Moeini, M., & Wendt, O. (2019). A hybrid VNS/Tabu search algorithm for solving the vehicle routing problem with drones and en route operations. *Computers and Operations Research*, 109, 134–158. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.04.021>
- Tamke, F., & Buscher, U. (2021). A branch-and-cut algorithm for the vehicle routing problem with drones. *Transportation Research Part B: Methodological*, 144, 174–203. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2020.11.011>
- Thomas, A., & Kopczak, L. R. (2007). Life-Saving Supply Chains. In *Building Supply Chain Excellence in Emerging Economies* (pp. 93–111). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-0-387-38429-0_4
- Toth, P., & Vigo, D. (2002). Models, relaxations and exact approaches for the capacitated vehicle routing problem. *Discrete Applied Mathematics*, 123(1–3), 487–512. [https://doi.org/10.1016/S0166-218X\(01\)00351-1](https://doi.org/10.1016/S0166-218X(01)00351-1)
- Ulmer, M. W., & Thomas, B. W. (2018). Same-day delivery with heterogeneous fleets of drones and vehicles. *Networks*, 72(4), 475–505. <https://doi.org/10.1002/net.21855>
- UNDRR. (2015). *Marco de Sendai para la Reducción del Riesgo de Desastres 2015-2030 | UNDRR*. <https://www.undrr.org/publication/sendai-framework-disaster-risk-reduction-2015-2030>
- UNDRR. (2020). *UNDRR - Oficina de Naciones Unidas para la Reducción el riesgo de Desastres*. <https://www.eird.org/americas/>
- Vitoriano, B., Montero, J., & Ruan, D. (Eds.). (2013). *Decision Aid Models for Disaster Management and Emergencies* (Vol. 7). Atlantis Press. <https://doi.org/10.2991/978-94-91216-74-9>
- W Radio. (2020). *Colombia desarrollo : Colombia: ¿Un país desarrollado? | Actualidad | W Radio Colombia*. <https://www.wradio.com.co/noticias/actualidad/colombia-un-pais-desarrollado/20200213/nota/4014735.aspx>
- Wang, K., Yuan, B., Zhao, M., & Lu, Y. (2020). Cooperative route planning for the drone and truck in delivery services: A bi-objective optimisation approach. *Journal of the Operational Research Society*, 71(10), 1657–1674. <https://doi.org/10.1080/01605682.2019.1621671>

SOLUCIÓN AL 2E-VRPD+TW

- Wang, X., Poikonen, S., & Golden, B. (2017). The vehicle routing problem with drones: several worst-case results. *Optimization Letters*, 11(4), 679–697. <https://doi.org/10.1007/s11590-016-1035-3>
- Wang, Z., & Sheu, J. B. (2019). Vehicle routing problem with drones. *Transportation Research Part B: Methodological*, 122, 350–364. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2019.03.005>
- Yáñez-Sandivari, L., Cortés, C. E., & Rey, P. A. (2021). Humanitarian logistics and emergencies management: New perspectives to a sociotechnical problem and its optimization approach management. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 52, 101952. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101952>
- Yang, X.-S., & Suash Deb. (2009). Cuckoo Search via Lévy flights. *2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC)*, 210–214. <https://doi.org/10.1109/NABIC.2009.5393690>
- Yu, V. F., Lin, S.-W., Lee, W., & Ting, C.-J. (2010). A simulated annealing heuristic for the capacitated location routing problem. *Computers & Industrial Engineering*, 58(2), 288–299. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2009.10.007>
- Yurek, E., & Ozmutlu, H. C. (2018). A decomposition-based iterative optimization algorithm for traveling salesman problem with drone. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 91, 249–262. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.04.009>