

Un modelo multiobjetivo para el problema de ruteo de vehículos para la distribución de ayudas humanitarias para un sismo en la ciudad de Bucaramanga

Silvia Carolina Camacho Uribe, Gloria Marcela Ramírez Corzo

Trabajo de Grado para Optar el título de Ingeniero Industrial

Director

Daniel Orlando Martínez Quezada

MSc. Ingeniería Industrial

Codirector

Henry Lamos Díaz

Ph.D. Física-Matemática

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2019

Dedicatoria

Dedico principalmente este trabajo a Dios, quien ha forjado mi camino y me ha permitido llegar hasta este momento tan importante de mi formación profesional.

A mis padres, Gloria Corzo Barrios y Carlos Alfredo Ramírez Lobo, por ser los pilares más importantes de mi vida, por su amor, sacrificio y apoyo incondicional. Gracias porque con su esfuerzo y lucha diaria hoy culmino una de las etapas más importantes de mi vida.

A mi hermano Luis Carlos Ramírez Corzo por su amor, apoyo constante, dedicación, esfuerzo, su gran corazón y por sus logros que son motivación que me impulsan a lograr mis metas, lo que me hace admirarlo cada día más.

Gloria Marcela Ramírez Corzo

A mi madre hermosa le dedico cada logro y sueño que cumpla. A ella quien con su amor y ejemplo aprendí que se debe tener disciplina, ser pacientes y hacer sacrificios para conseguir grandes cosas.

Silvia Carolina Camacho Uribe.

Agradecimientos

Agradezco a Dios quien me ha bendecido en todas las etapas de mi vida y a quien siempre he tenido fe y confianza para lograr mis sueños y resistir en los momentos difíciles.

Al alma mater, la Universidad Industrial de Santander, por las personas que conocí y compartí durante este tiempo y me permitieron crecer a nivel personal y profesional. A Daniel Martínez por compartir su tiempo y conocimientos en culminar la etapa de formación como ingenieras y finalmente al grupo Ópalo por brindarnos su apoyo y las herramientas en la realización de esta investigación.

Sylvia Carolina Camacho Uribe.

Tabla de contenido

	Pág.
Introducción	16
1. Planteamiento del problema.....	19
2. Justificación del problema	20
3. Objetivos	23
3.1. Objetivo General	23
3.2. Objetivos específicos	23
4. Revisión de la Literatura	24
5. Marco Teórico.....	34
5.1. Desastres	34
5.2. Logística humanitaria.....	36
5.3. Albergues	37
5.3.1. Refugio.....	37
5.3.2. Alojamiento Temporal	37
5.4. Optimización combinatoria.....	37
5.4.1. Definición de problemas de optimización combinatoria.	38
5.5. Teoría de la complejidad Computacional	39
5.5.1. Tipos de complejidad	40
5.6. Métodos de solución para problemas de Optimización Combinatoria	41
5.6.1. Métodos Exacto.....	42
5.6.2. Heurísticas.....	42
5.6.3. Metaheurísticas	43
5.7. Algoritmos Genéticos.....	44
5.7.1. Algoritmo Genético para Optimización Multi-objetivo (MOGA).....	45
5.7.2. Algoritmo Genético Evaluado Por Vector (VEGA).	47
5.7.3. Algoritmo Genético De Ordenamiento No-dominado (NSGA).	49
5.7.4. Algoritmo Genético De Ordenamiento No-dominado segunda generación (NSGA II)s.	50

5.8.	Problema de Ruteo de Vehículos (VRP).....	52
5.8.1.	Algunas Variantes del VRP	53
5.8.2.	Problema de ruteo de vehículos capacitados (CVRP).....	54
6.	Formulación matemática del problema de distribución de ayudas	57
7.	Caso de estudio	60
7.1.	Demanda del nodo cliente.....	62
7.2.	Inventario de equipamiento.....	63
7.3.	Vulnerabilidad de los arcos.....	63
7.4.	Descripción de la ruta.....	65
8.	Solución del problema de distribución de ayudas a partir del Algoritmo genético de ordenamiento no-dominado NSGA II.....	65
8.1.	Población inicial.....	65
8.2.	Operadores genéticos	66
8.2.1.	Operador de Cruce Basado en el Orden.....	67
8.2.2.	Operador de Mutación de Intercambio (Swap Mutation).	67
8.2.3.	Operador de Reverse.	68
9.	Resultados y Análisis.....	68
9.1.	Evaluación del desempeño.....	69
9.2.	Resultados de escenario de prueba.....	74
10.	Conclusiones	80
11.	Recomendaciones	81
	Referencias Bibliográficas	82

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1. Configuración de rutas en LMDP.....	28
Figura 2. Ciclo de la Gestión de desastres.	35
Figura 3. Un problema fundamental en la investigación: Los problemas P vs. NP. Logos Ciencia & Tecnología	41
Figura 4. Clasificación de métodos heurísticos.	42
Figura 5. Pseudocódigo del Algoritmo Genético.....	45
Figura 6. Pseudocódigo del algoritmo MOGA.....	46
Figura 7. Pseudocódigo del algoritmo VEGA	48
Figura 8. Pseudocódigo del algoritmo NSGA.	49
Figura 9. Pseudocódigo del NSGA II.	50
Figura 10. Selección de Individuos del NSGA II.	52
Figura 11. Interfaz generador de escenarios.	61
Figura 12. Interfaz generador de escenarios	62
Figura 13. Resumen de característica para los arcos..	64
Figura 14. Resumen del análisis de centroides por cluster	64
Figura 15. Estructura Solución CVRP	66
Figura 16. Operador de cruce Basado en el Orden	67
Figura 17. Operador de Swap	68
Figura 18. Operador de Reverse	68
Figura 19. Tamaño de frente 1 por generación para Z1 vs. Z2.....	70
Figura 20. Tamaño de frente 1 por generación para Z1 vs. Z4.....	70
Figura 21. Tamaño de frente 1 por generación para Z2 vs. Z3.....	71
Figura 22. Tamaño de frente 1 por generación para Z3 vs. Z4.....	71
Figura 23. Soluciones para Generaciones de Z1 vs Z2.....	72
Figura 24. Soluciones para Generaciones de Z1 vs Z4.....	72
Figura 25. Soluciones para Generaciones de Z2 vs Z3.....	73
Figura 26. Soluciones para Generaciones de Z3 vs Z4.....	73
Figura 27. Cantidad de Clientes por Solución	74

Figura 28. Cantidad de Rutas por Solución	74
Figura 29. Máximos y mínimos de Distancia ponderada de la ruta según métrica de evaluación	77
Figura 30. Máximos y mínimos de Vulnerabilidad ponderada de la ruta según métrica de evaluación	77
Figura 31. Distancia ponderada por ruta según combinación de métricas	78
Figura 32. Vulnerabilidad ponderada por ruta según combinación de métricas.....	79

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1. Cumplimiento de objetivos del proyecto	18
Tabla 2. Problemas de transporte en distribución de ayudas.	30
Tabla 3. Soluciones de escenarios de prueba.....	75
Tabla 4. Resultados de funciones objetivo distancia y vulnerabilidad	79

Lista de Apéndices

(Ver Apéndices adjuntos en el CD y pueden visualizarlos en la Base de Datos de la Biblioteca UIS)

	Pág.
Apéndice A Artículo	18
Apéndice B Escenarios de Prueba	68
Apéndice C Programación del Algoritmo NSGA II en el lenguaje Go	69
Apéndice D Resultados del Desempeño del Algoritmo NSGA II	69
Apéndice E Resultados de Escenarios de Prueba	74

RESUMEN

TÍTULO: “UN MODELO MULTIOBJETIVO PARA EL PROBLEMA DE RUTEO DE VEHÍCULOS PARA LA DISTRIBUCIÓN DE AYUDAS HUMANITARIAS PARA UN SISMO EN LA CIUDAD DE BUCARAMANGA”.*

AUTORES: SILVIA CAROLINA CAMACHO URIBE, GLORIA MARCELA RAMIREZ CORZO**

PALABRAS CLAVES: PROBLEMA DE RUTEO DE VEHÍCULOS CAPACITADO, OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO, LOGÍSTICA HUMANITARIA, ALGORITMO GENÉTICO.

DESCRIPCIÓN

En la presente investigación, se aborda el problema de ruteo de vehículos capacitados como un modelo multiobjetivo para llevar a cabo la distribución de ayudas humanitarias en caso de presentarse un fenómeno natural en la ciudad de Bucaramanga, ya que está localizada a 50 Km del segundo nido sísmico más activo del mundo. Debido a esto es importante reconocer que la ciudad se encuentra vulnerable ante esta situación y con el fin de reducir el impacto negativo que se está generando a causa de fenómenos naturales, es necesario gestionar acciones preventivas que minimicen el tiempo de respuesta, buscando satisfacer las necesidades de las personas afectadas. Los objetivos que se evaluaron en este estudio son valorados por métricas no lineales que incluye la minimización de la diferencia máxima y la desviación estándar de la distancia y vulnerabilidad de las rutas, midiendo la equidad como la dispersión de los servicios de las mismas, para lograr una distribución imparcial en la entrega de ayudas. Para dar solución a este problema se aplica el algoritmo genético elitista, NSGA II, por su efectividad en encontrar las mejores soluciones de un problema multiobjetivo, validado mediante el lenguaje de programación Go. Por lo que se utilizaron tres escenarios de prueba del caso de estudio de Bucaramanga para generar las soluciones del modelo comparando la evaluación de las diferentes métricas y analizar los máximos y mínimos de los resultados de las funciones objetivo.

* Proyecto de grado

** Facultad de Ingenierías Físico- Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: **MSc.** Daniel Orlando Martínez Quezada, Codirector: Ph.D. Henry Lamos Díaz.

ABSTRACT

TITLE: “AN MULTIOBJECTIVE MODEL FOR THE VEHICLE ROUTING PROBLEM FOR THE DISTRIBUTION OF HUMANITARIAN AIDS FOR AN EARTHQUAKE IN THE CITY OF BUCARAMANGA”.*

AUTHORS: SILVIA CAROLINA CAMACHO URIBE, GLORIA MARCELA RAMIREZ CORZO**

KEYWORDS: Capacitated vehicle routing problem, Multiobjective optimization, humanitarian logistics, Genetic algorithm.

DESCRIPTION

In this research paper, the problem of the routing of capacitated vehicles is addressed as a multi-objective model to carry out a humanitarian aids distribution in the event that there is a natural phenomenon in the city of Bucaramanga, since this city is 50 km away from the second most active seismic nest in the world.

Due to the above, it is quite important to acknowledge the vulnerability of the city to this circumstances, thus, to reduce the negative impact generated by natural phenomena, it is necessary to generate preventive actions that minimize the response time, in order to satisfy the affected people needs. The objectives that are evaluated in this research are assessed by non-linear metrics such as minimization of the maximum difference and the standard deviation of the distance and vulnerability of the routes, taking the equity as the dispersion of the services of the routing, in order to achieve an impartial distribution in the delivery of the aids. To bring about a solution to this issue, the elitist genetic NSGA II algorithm is applied, for its effectiveness on finding the best solutions of a multi-objective problem, validated by the Go programming language. Therefore, three test scenarios of the Bucaramanga case study were used to generate model solutions by comparing the evaluation of the different metrics and analyzing the maximum and minimum results of the objective functions.

* Degree project

** Faculty of Physical-Mechanical Engineering. School of industrial and business studies. Industrial engineering. Director: Msc. Daniel Orlando Martínez Quezada, Codirector: Ph.D. Henry Lamos Díaz

Introducción

La gestión de desastres se entiende como un conjunto de actividades que se agrupan en cuatro etapas que según su orden respectivo son: mitigación, preparación, respuesta y recuperación. Las dos primeras etapas corresponden a acciones previas al desastre y las siguientes etapas son acciones después de la ocurrencia. (Anaya-Arenas , Renaud, & Ruiz, 2014). Los desastres naturales son eventos de carácter impredecible que pueden producir fuertes impactos afectando cualquier zona del planeta, generando a su paso pérdidas humanas y materiales. Se pueden clasificar según su origen: hidrológicos, meteorológicos, geológicos y biológicos.

Colombia es un país que se encuentra expuesto a una amplia diversidad de amenazas naturales, tales como sequías, inundaciones, incendios forestales, avalanchas, terremotos y erupciones volcánicas, las cuales se manifiestan en un conjunto de fenómenos que representan una potencial amenaza para el desarrollo social y económico del país. De acuerdo al Instituto Distrital de Gestión de Riesgos y Cambio Climático (IDIGER, 2018) Colombia está localizada en una región sísmicamente activa, debido a que convergen las placas tectónicas de Nazca, la suramericana y la del Caribe, y tenemos fallas geológicas activas como la de Romeral, Algeciras, frontal del Piedemonte Llanero, entre otras.

Según la Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres (UNGRD, 2017), se presentaron 3.258 eventos de origen natural y antrópico no intencional de los cuales el 15.3% correspondieron a eventos geológicos como sismos, deslizamientos, entre otros. De acuerdo al Plan Municipal de Gestión del Riesgo de Desastre (PMGRD, 2013) Santander se ubica en el segundo nido sísmico más activo del mundo, exactamente en el municipio de Los Santos,

Santander el cual tiene epicentro a 150 Km de profundidad y a 50 Km al sur de Bucaramanga entre las poblaciones de Umpalá y Cepitá ubicadas en el Cañón del Chicamocha.

La búsqueda por querer reducir el impacto negativo que se está generando a causa de fenómenos naturales ha llevado a organizaciones y entes gubernamentales a actuar ante la ocurrencia de una catástrofe gestionando acciones preventivas en las etapas de mitigación, preparación, respuesta y recuperación, desarrollando planes que minimicen el tiempo de respuesta. Por tal motivo, unidades académicas e investigadores se preocupan por apoyar en la gestión de este tipo de situaciones con estrategias, metodologías y elementos funcionales que ayuden a la toma de decisiones para saber actuar de forma segura en el escenario de un desastre natural.

De acuerdo con lo anterior este trabajo propone evaluar diferentes funciones objetivo, como etapa de preparación, que permiten minimizar la distancia y la vulnerabilidad de las rutas para la distribución de ayudas humanitarias hacia los albergues asignados en caso de presentarse un sismo en la ciudad de Bucaramanga, desarrollando la búsqueda de las mejores soluciones mediante un algoritmo evolutivo. Debido a esto surge la necesidad de implementar estrategias para que la respuesta sea oportuna y eficaz, buscando la atención oportuna de las personas que son afectadas ante una emergencia natural.

Tabla 1.

Cumplimiento de objetivos del proyecto

Objetivos Específicos	Cumplimiento
Realizar una revisión literaria relacionada con modelos multiobjetivo y métodos de solución, utilizados en problemas de distribución de ayudas humanitarias ante un evento catastrófico.	Capítulo 4
Formular un modelo matemático multiobjetivo para el problema de distribución de ayudas humanitarias para el caso de un sismo.	Capítulo 6
Desarrollar un algoritmo evolutivo para la solución del problema de distribución de ayudas humanitarias.	Capítulo 8
Analizar los datos resultantes de las funciones objetivo del modelo desarrollado utilizando el lenguaje de programación Go.	Capítulo 9
Elaborar un artículo académico de carácter publicable sobre los resultados de la investigación.	Apéndice A

1. Planteamiento del problema

Colombia se encuentra ubicada en una de las zonas sísmicas más activas de la tierra, con una amplia diversidad geológica, geomorfológica, hidrológica y climática, las cuales representan una potencial amenaza para el desarrollo social y económico del país.

De acuerdo con estudios realizados a nivel nacional por la Asociación Colombiana de Ingeniería Sísmica (AIS, 2016), cerca del 87% de la población colombiana se encuentra bajo un nivel de riesgo sísmico considerable. Sin embargo, el riesgo no es causado solo por el nivel de amenaza sísmica, sino también por la falta de estrategias para la disminución de la vulnerabilidad, dado que el riesgo frente a estos fenómenos se da por el crecimiento de la exposición asociado con el incremento de la población y la infraestructura.

La ciudad de Bucaramanga está localizada a 50 km del segundo nido sísmico más activo del mundo, estos movimientos son originados debajo de la Mesa de los Santos a gran profundidad, de acuerdo con la Red Sismológica Nacional, presenta el 50% de los movimientos telúricos que se registran en el país. Debido a esto y por lo impredecible que es la ocurrencia y magnitud de un evento sísmico, es importante reconocer que la ciudad se encuentra vulnerable ante esta situación. Por lo tanto, es importante una adecuada gestión e implementación de la logística humanitaria, con el propósito de satisfacer la población afectada por un evento natural de tipo geológico.

La gestión de desastres en términos de investigación de operaciones, se interesa en múltiples objetivos. Este proyecto se enfoca en el problema de ruteo de vehículos para la distribución de ayudas humanitarias en la etapa de preparación ante un evento sísmico en la ciudad de Bucaramanga, representado mediante un modelo de optimización multiobjetivo que minimiza la

distancia recorrida y la vulnerabilidad de las rutas de viaje, solucionando el problema por las mejores soluciones generadas de las diferentes funciones objetivo evaluadas. Además, poder agregar valor a tomadores de decisión en la gestión de desastres, ya que de acuerdo a la revisión no se encontró publicaciones que indiquen que en Colombia se ha abordado la distribución de ayudas humanitarias, como preparación ante un desastre natural.

2. Justificación del problema

Un sismo es un evento natural y recurrente, donde se libera energía acumulada en el interior de la tierra y se propaga en forma de ondas en todas las direcciones. Ocurre frecuentemente en las mismas regiones geográficas, pero existe una alta probabilidad que ocurra uno en una región donde no ha ocurrido un fuerte temblor. En Colombia, Bucaramanga es la ciudad con más alto riesgo de presentar un sismo debido a su ubicación geológica, cercana a tres fallas sísmicas que se propagan a lo largo del territorio y sobre las placas tectónicas Nazca, Continental y Caribe, donde su epicentro se ubica a 150 km de profundidad y a 50 km al sur, entre las poblaciones de Cepitá y Umpalá, por el Cañón de Chicamocha.

Dado que un sismo es un fenómeno natural que requiere de cuidado por los efectos que puede producir, la gestión de desastre es una serie de actividades que ayudan a disminuir sus efectos haciendo uso de herramientas, técnicas y métodos. Uno de los procesos de la gestión de desastres es la distribución de ayudas humanitarias donde (Huang, Smilowitz, & Balcik, 2012) definen tres objetivos principales: la rapidez, eficiencia y equidad. Por esto, se encuentra importante tener en cuenta diferentes funciones objetivo que permitan medir como afectan en el desempeño del modelo y poder prever las acciones que se deben realizar.

Es así como un Sistema de Apoyo de Decisiones en la Gestión de Desastres (DSS-DM) sería utilizado ante la ocurrencia de un sismo en la ciudad de Bucaramanga como lo desarrollo (Martinez, 2017) en su trabajo de investigación, para planear la distribución de ayudas humanitarias; un escenario real de la gestión de desastres, modelado con el problema de ruteo de vehículos capacitado (CVRP) bi-objetivo ya que busca minimizar la distancia de viaje y la vulnerabilidad de la ruta. Por lo anterior, en esta investigación se desea estudiar las diferentes funciones objetivo de distancia y vulnerabilidad que se ajustan al modelo de la distribución de ayudas humanitarias propuesto por (Martinez, 2017) y analizar diferentes métricas mediante la utilización del lenguaje Go y poder mejorar el desempeño del Sistema de Apoyo de Decisiones.

Dado que este caso de estudio se enmarca en el problema de ruteo de vehículos en la categoría de optimización combinatoria y nivel de complejidad NP-hard, se abordará las técnicas metaheurísticas las cuales tienen un buen desempeño al enfrentarse a problemas de optimización multiobjetivo y de gran tamaño. Cabe resaltar que existen problemas reales multiobjetivo, donde los supuestos a tener en cuenta para evaluar el modelo no es posible aproximarlos a funciones lineales, por tanto, es necesario hacer uso de ecuaciones no lineales y resolverlos por medio de modelos de programación no lineal. Se debe considerar que la solución no necesariamente se encontrará en los extremos de la región factible como es el caso de la programación lineal por lo que se debe considerar todas las soluciones que se encuentren dentro de esta región. La existencia de este tipo de problemas ha llevado a explotar técnicas metaheurísticas que ofrecen soluciones óptimas o cercanas a ellas en el menor tiempo posible.

En la práctica, una de los métodos más utilizados para resolver este tipo de problemas multiobjetivo han sido los algoritmos genéticos, categorizados en la familia de los algoritmos evolutivos. Su alta aplicabilidad se debe a su búsqueda poblacional eficiente, porque trabajan con

varios individuos de manera simultánea lo que permite que se tenga un conjunto de soluciones cada vez más satisfactorias.

3. Objetivos

3.1. Objetivo General

Comparar funciones objetivo de distancia y vulnerabilidad vial en un modelo multiobjetivo para el problema de ruteo de vehículos para la distribución de ayudas humanitarias en la ciudad de Bucaramanga tras la ocurrencia de un sismo.

3.2. Objetivos específicos

- Realizar una revisión literaria relacionada con modelos multiobjetivo y métodos de solución, utilizados en problemas de distribución de ayudas humanitarias ante un evento catastrófico.
- Formular un modelo matemático multiobjetivo para el problema de distribución de ayudas humanitarias para el caso de un sismo.
- Desarrollar un algoritmo evolutivo para la solución del problema de distribución de ayudas humanitarias.
- Analizar los datos resultantes de las funciones objetivo del modelo desarrollado utilizando el lenguaje de programación Go.
- Elaborar un artículo académico de carácter publicable sobre los resultados de la investigación.

4. Revisión de la Literatura

La gestión de desastres consiste en un conjunto de acciones destinadas a enfrentar los daños que se pueden producir por eventos naturales o por intervención humana. Los constantes cambios naturales son la razón de que ocurran inundaciones, deslizamientos, sismos, sequías y otros tipos de desastres naturales. A continuación, se presenta el análisis de la literatura para justificar el interés en la investigación de la logística humanitaria y la aplicación de la investigación de operaciones al problema de distribución de ayudas en la gestión de desastres.

Luego del terremoto presentado en 1999 en Taiwán, se reconoció la importancia de fortalecer el sistema de ayudas por parte del gobierno. En este estudio utilizan el modelo de programación fuzzy multiobjetivo, donde plantean una serie de suposiciones considerando áreas devastadas que aún no son accesibles, la distribución de ayudas consiste en los productos básicos diarios y dentro de un intervalo de tiempo definido se considera constantes las condiciones de las vías y las necesidades de las personas afectadas. Proponen tres objetivos para el sistema de distribución de ayudas: primero es el objetivo de minimizar el tiempo de viaje total, el segundo los costos totales de instalación, operación y transporte de productos y el tercero que busca la imparcialidad y garantizar una distribución justa maximizando la satisfacción mínima durante el periodo de planificación de distribución. El estudio menciona que abarca 4 depósitos de transferencia, 5 puntos de recolección y 8 puntos de demanda, en donde algunas áreas realizan múltiples tareas. Además, los paquetes de entrega de ayudas incluyen tiendas de campaña, sacos de dormir, agua mineral y 4 tipos de fideos instantáneos que se distribuyen en cuatro períodos de tiempo planificados. Para la solución del modelo aplican un software comercial TransCad y reescriben del

modelo de distribución para alcanzar el máximo nivel de satisfacción (Tzeng, Cheng, & Huang, 2007).

El artículo de (González & González, 2007), presentan la aplicación de dos técnicas diferentes para solucionar el problema de ruteo de vehículos. En primer lugar, un algoritmo genético, utilizando la metodología de clusterizar primero y luego rutear, el cual consiste en definir que nodos del grafo serán abastecidos por determinado vehículo y posteriormente se determinará la ruta que debe seguir bajo el esquema denominado agente viajero. Después de evaluar las posibilidades para la creación de clúster y buscar una técnica que cumpla con la restricción de la capacidad de los vehículos, se aplicó la técnica de barrido, la cual propone establecer un punto de origen en el depósito y desde allí realizar un barrido para abarcar toda el área geográfica del problema. El costo de ruta de cada vehículo se calcula sumando las distancias recorridas, iniciando con la distancia entre el origen hacia el primer nodo, se continúa sumando las distancias entre los nodos consecutivos hasta llegar a el último nodo que satisface la capacidad del vehículo, finalmente se suma la distancia entre el último nodo visitado y el origen y continua el mismo procedimiento para el siguiente vehículo.

Un modelo de optimización estocástica es propuesto por (Mete & Zabinsky, 2010), para el problema de almacenamiento y distribución de suministros médicos en la planificación de desastres para las fases de preparación y respuesta. El modelo de programación estocástica se divide en dos etapas. La primera, determina las mejores ubicaciones de los posibles almacenes y sus niveles de inventario y la segunda, determina la cantidad de suministros médicos que se entregaran a los hospitales en un nivel agregado, donde la función objetivo consiste en minimizar el tiempo total de transporte de los vehículos asignados multiplicando el tiempo de viaje de la ruta r ; q_r , por la variable binaria de asignar el vehículo v a la ruta r ; Z_{vr} . Este enfoque agregado se

convierte en un modelo de programación de enteros mixta (MIP) que proporciona un plan de enrutamiento de vehículos para que se preparen agencias interdisciplinarias a responder a los desastres teniendo en cuenta el riesgo de una manera eficiente. Presentan el caso de estudio al centro médico de Seattle para demostrar su enfoque de preparación a terremotos. De acuerdo al análisis estadístico en la investigación a terremotos y datos históricos, estiman que se presente un terremoto por las dos fallas que presenta Seattle: la falla de Seattle y la falla de Cascadia, con magnitudes de 6.7 y 9.0 respectivamente. Para resolver el problema codificaron los modelos en GAMS y utilizaron el solucionador CPLEX en un computador con procesador de 1.8GHz.

Las decisiones en operaciones de ayuda humanitaria como enrutamiento de vehículos y asignación de suministros buscan cumplir con una distribución rápida y un suministro suficiente de ayudas, primando un servicio equitativo. Es así como se encuentra en la investigación de operaciones presentada por los autores (Huang, Smilowitz, & Balcik, 2012) que formulan métricas de rendimiento para la distribución de ayudas, ya que en logística humanitaria existen múltiples objetivos aparte de minimizar el costo como en la logística comercial. Los autores se centran en el estudio de la eficacia (medida de que tanto se cumplen los objetivos de una distribución rápida y eficiente) y la equidad (medida por desviaciones entre todos los destinatarios que reciben un servicio similar). En la sección de revisión de literatura, encuentran que estudios de distribución de suministros buscan: minimizar los costos logísticos (p. ej., Haghani y Oh, 1996), minimizar la cantidad de demanda insatisfecha (p. ej., Ozdamar et al., 2004) y minimizar retrasos (p. ej., Barbarosoglu et al., 2002; Yi y Ozdamar, 2007); por otra parte, mencionan estudios que consideran la satisfacción de la demanda (p. e., Tzeng et al., 2007, Balcik et al., 2008) y el tiempo de servicio (p. ej., Campbell et al., 2008) para garantizar la equidad en la distribución. Igualmente hallaron

que la mayoría de los estudios resuelven sus modelos propuestos desarrollando algoritmos heurísticos.

Presentan el problema de entrega de última milla (*last-mile delivery problem* LMDP) el cual comprende dos tipos de decisiones. Las decisiones de enrutamiento determinan para cada vehículo un conjunto de nodos y secuencia de visita (y por lo tanto los tiempos de llegada). Las decisiones de distribución determinan la cantidad de palés entregados en cada visita. Desarrollan métricas de desempeño para medir los efectos de estas decisiones y las utilizan como funciones objetivas de diferentes modelos del LMDP. La eficiencia (Z_1) se mide por los costos totales de viaje. La eficacia (Z_2) se mide la suma de tiempos de llegada a cada unidad de demanda. La equidad (Z_3) se mide mediante tres funciones servir rápidamente la demanda. Las métricas Z_3^a y Z_3^b son de tipo desviación que miden la dispersión del nivel de servicio entre nodos y la tercera métrica de Z_3 calcula el tiempo de respuesta y la equidad.

Para el cálculo de Z_3^a y Z_3^b formulan de la siguiente manera:

$$Z_3^a(x, y) = \max_{i \in N} s_i - \min_{i \in N} s_i \quad (1)$$

$$Z_3^b(x, y) = \sqrt{\sum_{i \in N} (s_i - \bar{s})^2 / N} \quad (2)$$

$$Z_3(x, y) = \sum_{i=1}^T \sum_{l=1}^N f(w_{it}) \quad (3) \text{ y } w_{it} = (1 - \frac{1}{d_i} \sum_{r: a_{ir} < t} y_{ir})$$

En donde s_i denota el nivel de servicio del nodo i ; el cual $i \in N$, la métrica (1) representa la máxima diferencia por pares del nivel de servicio, la métrica (2) es la desviación estándar del nivel de servicio en el nodo y la métrica (3) es la suma de las penalidades acumuladas debido al porcentaje de demandas insatisfechas en la función de desutilidad $f(w_{it})$ de cada nodo $i \in N$ en

cada hora $t \in T$. Se entiende w_{it} como el porcentaje de demanda insatisfecha de un nodo i en el tiempo t .

Proponen heurísticas y un procedimiento de búsqueda adaptativa aleatoria codiciosa (GRASP) como método de solución para los modelos LMDP (Z_1) y LMDP (Z_2). La heurística para el LMDP (Z_3) comparte algunas similitudes con la estructura de GRASP en que la heurística emplea un número determinado de repeticiones. Al final evalúan el desempeño de la heurística en una tabla como *Resumen de la desviación en los valores métricos para la heurística LMDP para grandes instancias*, en donde se analiza la diferencia porcentual entre el valor métrico de la solución del modelo y el valor de la solución óptima para esa métrica.

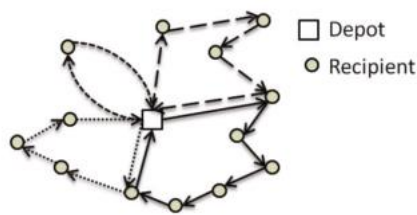


Figura 1. Configuración de rutas en LMDP. Adaptado de (Huang, Smilowitz, & Balcik, 2012).

El artículo *Relief distribution networks: a systematic review* de (Anaya-Arenas, Renaud, & Ruiz, 2014) consolida una revisión sistemática de trabajos de investigación sobre las redes de distribución de ayudas en respuesta a los desastres. Comenta que ha crecido el interés por parte de la comunidad científica en el diseño o la gestión de las redes de distribución de ayudas en los últimos años, en donde el 33% de los artículos se centran en actividades de la fase de respuesta como apertura de refugios, centros de distribución de ayudas, atención médica y equipos de respuesta. En esta investigación buscan cumplir con tres objetivos: primero, realizar un estudio actualizado en redes de distribución de ayudas centrada en aspectos logísticos; segundo destacar

los desafíos y retos más adelantadas en los enfoques de modelización y resolución y como tercero, identificar perspectivas futuras de investigación que necesitan ser exploradas. Todo esto se resume en tres temas de investigación hallados como tendencia en los artículos estudiados: problemas de localización y diseño de redes, transporte o distribución de ayudas y el problema combinado de localización y transporte. Para cada tema se presenta de forma organizada una tabla donde se definen los factores del problema de optimización: propiedades del modelo, características del problema método de solución y sobre que instancias se hizo la prueba.

En la tabla 2 se relaciona una síntesis de características de los problemas de transporte en la distribución de ayudas. Los problemas de objetivos múltiples son presentados por los autores Adivar and Mert (2010), Hu (2011), Sheu (2007a), Tzeng et al. (2007) Vitoriano et al. (2011) y Vitoriano et al. (2009). En donde Jotshi et al. (2009) utiliza una heurística con simulación como método de solución y el método exacto es referenciado en su mayoría.

Según (Galindo & Batta, 2013), pueden aplicarse diversas técnicas operacionales en las etapas de la gestión de desastres como por ejemplo, en la etapa de preparación la ubicación de refugios que puede tomarse como un análisis de ubicación, la distribución de ayudas mediante el uso de técnicas de transporte, modelos probabilísticas y estadísticas para abordar las incertidumbres relacionadas con las demandas y ubicaciones; y en general diversas actividades pueden relacionarse con la investigación operacional para gestión de emergencias que brindan un enfoque científico en la toma de decisiones.

Tabla 2.

Problemas de transporte en distribución de ayudas.

Authors	Objective	Resolution method
Adivar and Mert (2010)	Multi	Exact
Balcik et al. (2008)	Single	Exact
Barbarosoglu and Arda (2004)	Single	Exact
Berkoune et al. (2012)	Single	Heuristic
Campbell et al. (2008)	Single	Heuristic
Chen et al. (2011)	Single	Exact
Gu (2011)	Single	Exact
Haghani and Oh (1996)	Single	Heuristic
Hu (2011)	Multi	Exact
Huang et al. (2012)	Single	Heuristic
Li et al. (2011)	S&M	Heuristic
Ozdamar et al. (2004)	Single	Heuristic
Shen et al. (2009)	Single	Heuristic
Sheu (2007a)	Multi	Exact
Suzuki (2012)	Single	Exact
Tzeng et al. (2007)	Multi	Exact/sim.
Victoriano et al. (2011)	Multi	Exact
Victoriano et al. (2009)	Multi	Exact
Wohlgemuthscha et al. (2012)	Single	Heuristic
Yuan and Wang (2009)	S.&M	Heur./sim
Zhang et al. (2013b)	Single	Heuristic
Jotsi et al. (2009)	Multi	Heur./sim

Nota: Adaptado de (Anaya-Arenas et al., 2014).

Una lista de los supuestos más frecuentes en la literatura de O/EM en DOM son hallazgos de la metodología de (Galindo & Batta, 2013), resultado de un análisis sobre cómo ha evolucionado la Investigación de Operaciones y Ciencias de la Gestión (OR / MS) en DOM durante los últimos años. El propósito de la investigación es direccionar futuros trabajos de investigación en áreas que hace falta explorar como es el caso de la vulnerabilidad por fallas en carreteras e infraestructuras.

La incertidumbre sobre el tiempo, intensidad y efectos de un desastre, fue una de las razones para que se indagara en la planificación de actividades de respuesta a emergencias. El documento de (Safeer, Anbuudayasankar, Balkumar, & Ganesh, 2014) emplea una metodología de revisión y clasificación de la literatura para identificar las diversas funciones y restricciones en el modelado de las operaciones primarias de emergencia, transporte de víctimas y distribución de ayudas. Hacen un estudio de los parámetros y limitaciones del modelo de transporte clasificándolos en criterios base para la función objetivo. Resaltan que es un modelo útil para la toma decisiones en operaciones de distribución y proyectar las tendencias de las actividades logísticas para dar una respuesta rápida en situaciones de emergencia.

Los sistemas de infraestructura de transporte están expuestos al riesgo de múltiples peligros, que van desde un evento natural hasta malos actos intencionales, y la falla del sistema deriva impactos socioeconómicos. La investigación de (Khademi et al., 2015) destaca el interés sobre la teoría del análisis de vulnerabilidad de redes de transporte, donde el termino vulnerabilidad lo relacionan en su definición con la capacidad de servicio de la red de carreteras, ya que el desempeño de la red de transporte tiene un papel clave en situaciones de emergencia apoyando en operaciones de rescate, movilidad y evacuación de sobrevivientes y reconstrucción de la comunidad. Según los aspectos mencionados por estos estudios, se encuentra razón para evaluar la vulnerabilidad de la conexión de los nodos en el presente estudio.

Siguiendo la línea de múltiples criterios, se encuentran los autores (Ransikarbum & Mason, 2016) quienes proponen un modelo de optimización de objetivos múltiples para la toma de decisiones enfocadas en la fase de distribución de suministros y restauración de redes de las operaciones logísticas humanitarias. Desarrollan un modelo multiobjetivo integrado de respuesta y recuperación (*multiple objective integrated response and recovery*, MOIRR) en donde los objetivos consisten en maximizar la equidad, minimizar el total de demanda insatisfecha y minimizar el costo total de las redes. La función objetivo de equidad se calcula como el porcentaje mínimo de demanda satisfecha y se representa como:

maximizar V

$$\text{Sujeto a que } V \leq \left(\sum_{i \in T} \frac{X_{ij}}{d_i} \right) 100 \quad \forall j \in D$$

En donde,

V = *mínimo porcentaje de demanda satisfecha*

X_{ij} = *variable entera del flujo de productos para suministros a través de los arcos $(i, j) \in A$*

d_i = *demanda de unidades requeridas en cada nodo demanda/beneficiario $i \in D$.*

Este modelo es aplicado a un caso de estudio donde supone el escenario de un terremoto donde usan el software Hazus; una herramienta basada en un sistema de información geográfica SIG, que genera estimaciones de pérdidas para terremotos, inundaciones, huracanes y tsunamis (FEMA, 2017), para estimar los datos de perdida y proporcionar los resultados de los objetivos deseados.

El trabajo propuesto por los autores (Javadian, Modarres, & Bozorgi, 2017), abordan el problema de diseño de red logística humanitaria, incluyendo los Centros de Distribución Local y Múltiples Almacenes Centrales. Proponen un modelo de programación estocástica lineal de enteros mixtos basada en escenarios y se enfoca en minimizar los costos totales y el tiempo de viaje máximo entre las instalaciones y los puntos de demanda. Desarrollan metaheurísticas conocidas para resolver el modelo propuesto y aplican un conjunto de datos de un caso real de desastre en un área de Irán. Aplican un ajuste a los parámetros para un buen desempeño de los algoritmos propuestos (NRG y NSGA-II) mediante el método de Taguchi y se comparan a través de cuatro métricas multiobjetivo, en donde el algoritmo NSGA-II demostró mejores rendimientos en términos de diversidad de soluciones de Pareto y tiempo computacional.

Por otro lado, se encuentran (Cao, Li, Yang, Liu, & Qu, 2018) con un modelo de programación para la distribución de ayudas bajo la perspectiva de sostenibilidad del beneficiario. Es un modelo multiobjetivo no lineal entero mixto que busca maximizar la satisfacción mínima percibida de las víctimas y minimizar la mayor desviación en la satisfacción percibida de las víctimas, es decir, las decisiones de distribución las relacionan con el sufrimiento y necesidades de las víctimas. Proponen un algoritmo genético para resolver el modelo, aplicándolo a un caso de estudio del terremoto de Wenchúan en 2008, donde el algoritmo genético ofrece resultados positivos frente al tiempo de cálculo y calidad de la solución, optimizando la red de distribución de socorro y el inventario para aliviar a las víctimas. (p, 1422).

5. Marco Teórico

5.1. Desastres

Los desastres naturales pueden catalogarse como determinadas situaciones que desencadena la exposición de uno o varios eventos de carácter natural o antropogénicos no intencionales, causando a su alrededor pérdidas humanas, materiales, económicas o ambientales dependiendo de la magnitud del evento.

Según el Ministerio de Vivienda, Ciudad y Territorio (MVCT, 2016) es una situación o proceso social que se desencadena como resultado de la manifestación de un fenómeno de origen natural, tecnológico o provocado por el hombre que, al encontrar condiciones propicias de vulnerabilidad en una población, causa alteraciones intensas, graves y extendidas en las condiciones normales de funcionamiento de la comunidad; representadas de forma diversa y diferenciada por, entre otras cosas, la pérdida de vida y salud de la población; la destrucción, pérdida o inutilización total o parcial de bienes de la colectividad y de los individuos así como daños severos en el ambiente, requiriendo de una respuesta inmediata de las autoridades y de la población para atender los afectados y restablecer umbrales aceptables de bienestar y oportunidades de vida.

La gestión de desastres toma las medidas correctivas para fortalecer el proceso de manejo de desastres, el cual no solo se limita a la atención y respuesta ante un evento de carácter natural sino que busca una transformación del escenario de riesgo de un territorio seguro y ambientalmente sostenible.

Con base a lo anterior la gestión de desastres se entiende como un conjunto de actividades que están diseñadas para disminuir el riesgo antes, durante y después de los desastres, los cuales

se encuentran agrupados en cuatro etapas, observar la figura 2, que según su orden respectivo son: mitigación, preparación, respuesta y recuperación.



Figura 2. Ciclo de la Gestión de desastres.

Mitigación: Este proceso tiene como objetivo valorar y limitar el riesgo, para tener una visión y poder identificar las amenazas, vulnerabilidades y capacidades, para así poder disminuir las posibles consecuencias que se pueden presentar tras la ocurrencia de un evento natural.

Preparación: En esta fase se desarrollan planes de acción para gestionar y contrarrestar la generación de nuevos riesgos y tomar las acciones pertinentes para asegurar una coordinación efectiva.

Respuesta: Son acciones que se llevan a cabo luego de que ocurre un desastre y tiene como objetivo actuar de forma eficaz salvando vidas, reducir el sufrimiento y disminuir las pérdidas materiales que pueden llegar a generarse.

Recuperación: Esta fase tiene como fin restaurar el área afectada a su estado previo al desastre.

5.2. Logística humanitaria

La logística humanitaria es el proceso de planificación de un producto o servicio con el fin de que estos lleguen al usuario final, en el momento preciso y en las condiciones (cantidad y calidad) adecuadas, mediante una administración eficaz y eficiente de los recursos, con el fin de satisfacer la demanda de la población afectada. El objetivo de la logística humanitaria es la atención inmediata a las víctimas en caso de presentarse una emergencia, para evitar pérdidas humanas, garantizar la seguridad de la población y lograr la recuperación de las condiciones de las zonas afectadas previo al desastre.

La logística humanitaria, según (Thomas & Kopczak, 2005), se puede definir como: “El proceso de planeación, implementación y control eficiente bajo un costo efectivo del flujo y almacenamiento de bienes y materiales, así como la información relativa, desde el punto de origen al punto de consumo con el fin de aliviar el sufrimiento de las personas vulnerables.”

Estos desastres plantean numerosos desafíos tanto para las personas afectadas como para las organizaciones que se encargan de planificar y distribuir los recursos adecuados.

5.3. Albergues

Según el Sistema Nacional para la Prevención y Atención de Desastres (SNPAD, 2011), los albergues son un espacio de confluencia de un grupo de población damnificada que debe recibir por parte del Estado una respuesta adecuada y acorde con los principios constitucionales para el ejercicio de sus derechos y deberes ciudadanos, es de vital importancia que su entrada y permanencia en él sea parte de un programa de atención que les permita no sólo mitigar los daños recibidos, sino también, lograr en la medida de lo posible, mejores niveles de vida y de participación en la vida ciudadana.

5.3.1.Refugio. El (Manual Nacional para el Manejo de Albergues Temporales , 2008) define un refugio como un espacio de paso, que sirve para proporcionar techo, alimentación y abrigo a las víctimas de una emergencia o desastre, mientras la comunidad se traslada a un alojamiento o albergue temporal. Estos se utilizan cuando no existe un plan de prevención previamente estipulado.

5.3.2.Alojamiento Temporal. Cuando las personas y comunidades se ven obligadas a dejar sus sitios de residencia habitual como consecuencia de desastres de origen natural, como inundaciones, sismo y sequías, existe el riesgo de que pierdan acceso a satisfacer sus necesidades básicas y surge la necesidad de proveer protección y asistencia a las personas damnificadas mientras se le asigna un albergue (Pisani, 2012).

5.4. Optimización combinatoria

La optimización combinatoria es una disciplina de la matemática moderna aplicada, la cual se encuentra fuertemente relacionada con la investigación operativa, la teoría algorítmica y la teoría

de la complejidad computacional, donde se trabaja problemas cuyo dominio se caracteriza por tener un conjunto finito de alternativas factibles, por lo tanto busca la mejor configuración según sea el caso (minimizar o maximizar) el valor requerido para poder encontrar la mejor solución posible de una determinada función.

5.4.1. Definición de problemas de optimización combinatoria. Los numerosos y diversos problemas de optimización de recursos que se encuentran ligados a situaciones reales, pueden llegar a ser formulados como problemas de optimización combinatoria, su objetivo es encontrar la mejor solución existente posible o incluso llegar a la solución óptima sea (máxima o mínima) dependiendo del requerimiento de la función objetivo y sus respectivas restricciones.

Dependiendo del número de funciones que se planteen en un problema combinatorio este puede ser monoobjetivo (una sola función) y multiobjetivo (más de una función) (Sánchez, 2000).

Según definen un problema de optimización combinatoria de la siguiente manera:

- Un conjunto de variables $X = \{x_1, \dots, x_n\}$
- Un dominio de las variables $D_1, \dots, D_n$
- Restricción entre variables
- Una función objetivo f para ser minimizada o maximizada, donde

$$f: D_1 \times \dots \times D_n \rightarrow R^+$$

El conjunto de todas las posibles asignaciones factibles es:

$$S = \{s = (x_1, v_1), \dots, (x_n, v_n)\}$$

Donde $v_i \in D_i, s$ satisface todas las restricciones

Donde S generalmente se llama espacio de búsqueda (o solución), ya que cada elemento del conjunto se puede ver como una solución candidata. Para resolver un problema de optimización combinatoria, se debe encontrar una solución $s^* \in S$ con un valor mínimo de la función objetivo, es decir, $f(s^*) \leq f(s) \forall s \in S$. Y s^* se denota como solución globalmente óptima de (S, f) y el conjunto $S^* \subseteq S$ se llama el conjunto de soluciones óptimas.

En este tipo de problemas las variables que se utilizan son agrupadas en conglomerados de los cuales cada grupo se representan como un objeto que tiene una estructura de datos compleja. Estas variables se ubican en posiciones que generan una configuración que será analizada por la combinatoria. Este tipo de optimización combinatoria es clasificada de acuerdo a su complejidad computacional, permitiendo verificar si una opción de solución discreta es óptima.

5.5. Teoría de la complejidad Computacional

La teoría de la complejidad se ha convertido en un área central de instrucción e investigación dentro de la informática con resultados que tienen implicaciones para el desarrollo y uso de algoritmos. Uno de los objetivos de la teoría computacional es mostrar lo que las computadoras no pueden hacer. También se encarga de definir los problemas que pueden resolverse eficientemente y los que solo pueden resolverse con una cantidad irrazonable de recursos. Los recursos son: tiempo (número de espacios de ejecución de un algoritmo para resolver un problema) y espacio (cantidad de espacio de memoria para resolver un problema).

En la teoría computacional se distinguen entre problemas de optimización y los problemas de decisión. Los problemas de decisión requieren de una respuesta afirmativa o negativa. Con cada problema de optimización, se puede asociar un problema de decisión. En realidad, si existe un

algoritmo de tiempo polinomial para el problema de optimización, entonces existe un algoritmo de tiempo polinomial para el problema de decisión y viceversa.

El concepto de *reducción de problemas* es fundamental en la teoría de la complejidad. Con frecuencia ocurre que un problema combinatorio es un caso especial de otro problema, o equivalente a otro problema, o más general que otro problema. Si un algoritmo funciona bien para un problema combinatorio también funciona para otro después de modificaciones menores.

5.5.1. Tipos de complejidad. La máquina de Turing es un modelo teórico de computo es utilizada como punto de referencia para realizar la siguiente clasificación.

Clase P: Contiene todos los problemas de decisión para los que existe un algoritmo de máquina de Turing que conduce a la respuesta correcta de sí-no en una serie de pasos. Estos problemas son los triviales

Clase NP: Contiene todos los problemas no-polinomiales, que ni se resuelven descomponiendo los mismos en los términos que los componen. Se resuelve en tiempo exponencial donde no es fácil encontrar una respuesta rápida. Por lo cual se recomienda solucionar en una máquina de Turing.

Clase NP-hard: Son problemas que implican, se abordan y se resuelven en un tiempo polinomial no-determinista. Estos problemas pueden ser problemas de decisión, problemas de optimización o problemas de búsqueda.

Clase NP-Completo: Son los problemas que son NP y al mismo tiempo NP-duros.

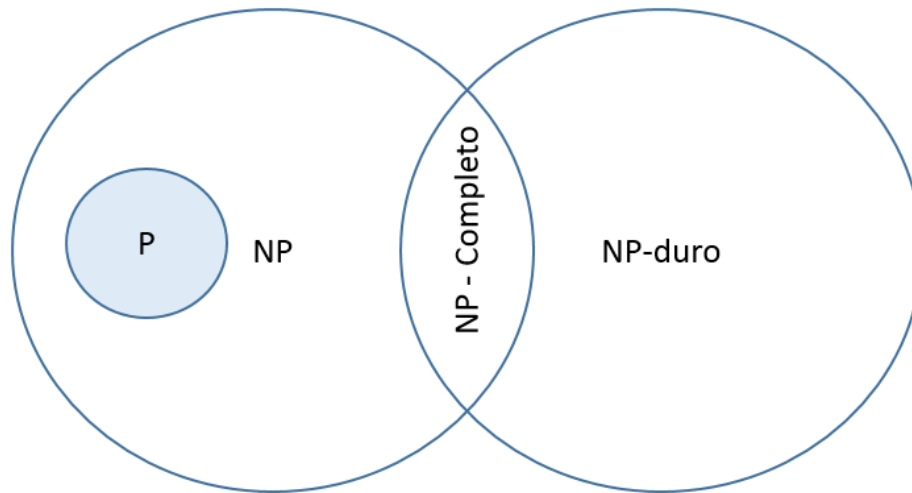


Figura 3. Un problema fundamental en la investigación: Los problemas P vs. NP. Logos Ciencia & Tecnología. Adaptado de Maldonado, C. E. (2013).

Para el problema de ruteo de vehículos, un problema de optimización combinatoria, desde la perspectiva computacional es clasificado como tipo NP-Completo, ya que el tiempo de solución del algoritmo no se encuentra ligado al tiempo polinomial, por el contrario tiene un comportamiento de tipo exponencial (Fallis, 2013).

5.6. Métodos de solución para problemas de Optimización Combinatoria

Mediante la revisión de literatura se evidenció que los métodos empleados para resolver el problema de ruteo de vehículos se dividen en tres grupos: Métodos exactos, Métodos Heurísticos y Metaheurísticas.

5.6.1.Métodos Exactos. Muchos autores de la literatura han usado los métodos exactos para instancias de tamaño pequeño donde garantizan la solución óptima. Sin embargo, son caros en tiempo, por lo que no pueden aplicarse a grandes problemas de tipo NP-Hard o difíciles.

5.6.2.Heurísticas. Este término proviene de la palabra griega "*heuriskein*" que significa "descubrir" o "encontrar".

Son técnicas de solución aproximada, se han utilizado desde los comienzos de la investigación de operaciones para abordar problemas combinatorios difíciles.

Según (Blum & Roli, 2003) las heurísticas tienen dos inconvenientes: primero, se adaptan a un problema en específico y la adaptación a otros problemas es difícil e incluso puede ser imposible en algunos casos. Segundo, por lo general están diseñados para "construir" una única solución de la manera más efectiva, mientras que la mayoría de los problemas de decisión tienen una gran cantidad de soluciones factibles, que pueden ser mejores.

Los métodos heurísticos se clasifican en: Heurísticas de Búsqueda y Heurísticas Constructivas.

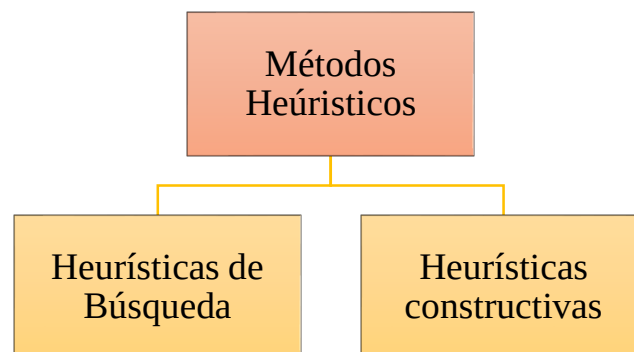


Figura 4. Clasificación de métodos heurísticos.

Heurísticas de Búsqueda: Implementan una búsqueda en el espacio de solución de un problema determinado durante el cual examinan muchas soluciones diferentes para encontrar la mejor posible.

Heurísticas constructivas: Son específicas de un problema e intentan construir una única solución con la mejor calidad posible mediante la selección cuidadosa de elementos de solución prometedores.

5.6.3.Metaheurísticas. El termino metaheurísticas fue introducido por Fred Glover en 1986, este se deriva de la composición de dos palabras griegas. La heurística deriva del verbo heuriskein que significa "encontrar", mientras que el sufijo meta significa "más allá, en un nivel superior".

Los autores (Osman & Laport, 1996) proponen la siguiente definición: Una metaheurística se define formalmente como un proceso iterativo de generación que guía una heurística subordinada combinando inteligentemente diferentes conceptos para explorar y explotar el espacio de búsqueda; las estrategias de aprendizaje se utilizan para estructurar información a fin de encontrar soluciones eficientemente casi óptimas”.

5.6.3.1.Propiedades de las Metaheurísticas

Intensificación: Es buscar cuidadosa e intensamente las buenas soluciones encontradas en la búsqueda anterior.

Diversificación: Es guiar la búsqueda a regiones no visitadas.

Las dos propiedades son conflictivas y encontrar un equilibrio adecuado de diversificación e intensificación es un tema crucial en las metaheurísticas.

5.7. Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos (o GA, sigla en inglés), su origen fue en 1975, y se basa en la teoría evolutiva de Darwin, caracterizándose de que sobreviven los mejores que se adaptan al medio. A diferencia de otras técnicas, los algoritmos genéticos mantienen un conjunto de soluciones posibles llamado población. Las poblaciones o soluciones del problema de acercan a las poblaciones de la evolución. Estas soluciones se generan a partir del cruzamiento de soluciones obtenidas y se comparan para saber si son mejores que las anteriores. Esta población es mejorada por un proceso cíclico buscando las mejores soluciones por medio de funciones fitness, donde cada ciclo se conoce como generación, y mediante el uso de operadores de *selección* (sobrevive el que mejor se adapta) y *recombinación* (cruce) (Schaffer, 1985). Los algoritmos genéticos tienen fuerte aplicación a problemas de optimización, soluciones limitadas a un espacio de búsqueda discreto y en búsquedas heurísticas. El pseudocódigo del algoritmo se muestra en la figura 5. Los principales elementos son la codificación de la solución, los operadores de cruce y la función de evaluación. Otros que elementos relevantes de la estructura del algoritmo genético son la población inicial, los operadores de mutación, las reglas de selección de padres y la eliminación de uno o más individuos y el criterio de parada del algoritmo (Montoya-Torres, Gutierrez-Franco, & Pirachicán-Mayorga, 2010). Los parámetros contienen el número máximo de iteraciones, el tamaño de la población y las probabilidades de cruce y mutación (Li, Chu, Chen, & Xing, 2016).

5.7.1. Algoritmo Genético para Optimización Multi-objetivo (MOGA). Es un Algoritmo Genético Multiobjetivo que genera una población de soluciones no dominadas. (Fonseca & Fleming, 1993) apuntan que a cada individuo se le asignará un rango según estará ordenado para la selección. El rango se asigna según un criterio de no dominancia y se define como si x_i es no dominado entonces $\text{rango}(x_i) = 1$, en otro caso el $\text{rango}(x_i) = 1 + (\text{No. de individuos que lo dominan})$. Al haber calculado el rango de los individuos de la población se sigue el siguiente método:

```

1: Set parameters
2: Choose encode method
3: Generate the initial population
4: while  $i < \text{MaxIteration}$  and  $\text{Bestfitness} < \text{MaxFitness}$  do
5:   Fitness calculation
6:   Selection
7:   Crossover
8:   Mutation
9: end while
10: Decode the individual with maximum fitness
11: return the best solution

```

Figura 5. Pseudocódigo del Algoritmo Genético. Adaptado de (Li et al., 2016).

1. Se ordena la población de menor a mayor de acuerdo al rango asignado a cada individuo.
2. Se asigna el valor de adaptación para cada individuo por interpolación desde el mejor (rango 1) hasta el peor.
3. Se promedia la adaptación de los individuos con el mismo rango, para que tengan el mismo valor de adaptación.

Este método de asignación sigue un método estándar, en el que se asigna al caso de un solo objetivo u objetivos no competitivos. En la figura 6 se puede encontrar el pseudocódigo en forma general del algoritmo MOGA.

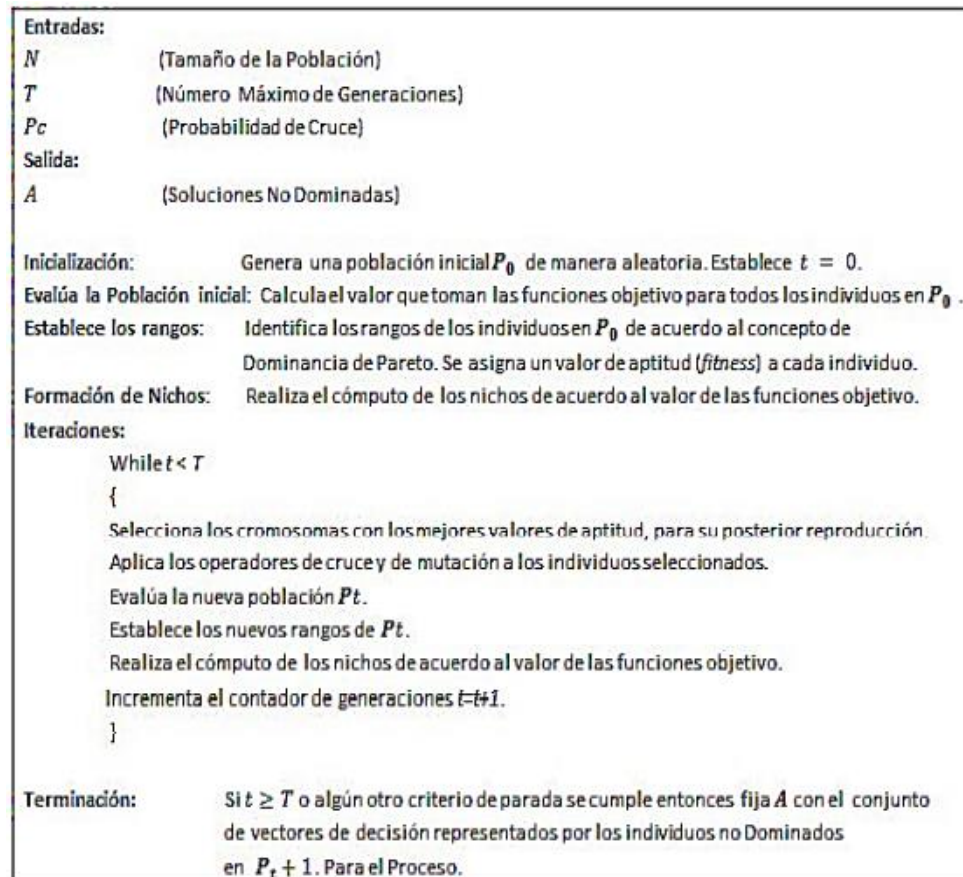


Figura 6. Pseudocódigo del algoritmo MOGA. Adaptado de (Zúñiga, Caicedo, López, 2016).

5.7.2. Algoritmo Genético Evaluado Por Vector (VEGA). Es el primer algoritmo para resolver problemas de múltiples objetivos y es más simple entre varios algoritmos evolutivos multiobjetivo por su fácil adaptabilidad en la plantilla del algoritmo genético básico. El VEGA, *Vector Evaluated Genetic Algorithm*, fue introducido por Schaffer en 1985 y consiste en que en cada iteración divide a la población en subpoblaciones de igual tamaño, donde cada una está asociada con uno de los objetivos. Se le asigna un valor de adecuación a cada individuo en cada subpoblación, basado en la función objetivo correspondiente de esa subpoblación. A continuación, se crea un grupo de apareamiento del tamaño de la población original y se llena mediante la aplicación del mecanismo de selección en cada subpoblación, donde la operación de selección se restringe a los individuos de esa subpoblación. Finalmente, se emplean los mecanismos de cruce y mutación, y se genera la nueva población (Arslanoğlu, 2006). En la figura 7, se observa el pseudocódigo del VEGA como el esquema de un algoritmo genético básico con unas variaciones menores. Para resolver el problema de enrutamiento de ubicación en la administración de la atención médica en (Doerner, Focke, & Gutjahr, 2005) ,proponen usar el VEGA para generar el conjunto de nodos visitados.

```
// generate the mating pool by selecting individuals depending
// on each objective function in turn

create an empty Population matingPool
    of capacity populationSize;

initialize Objective currentObjective as HIERARCHY_VIOL; initialize Integer i as 0;
while i < populationSize do begin
    select Individual ind from population p depending on currentObjective;

    insert individual ind to matingPool;

    if currentObjective is HIERARCHY_VIOL then
        set currentObjective as TEAM_VIOL; else if currentObjective is
TEAM_VIOL then
        set currentObjective as WEIGHT_SUM;
    else
        set currentObjective as HIERARCHY_VIOL;

    increment i by 1;
end;
```

```
// populate new generation
create an empty Population temp of populationSize

while capacity of temp is not full do begin

    assign Boolean doReproduction randomly, according to
    reproductionProbability;

    if doReproduction is TRUE then begin

        select an individual from matingPool
        and assign it to Individual firstParent;

        select an individual from matingPool
        and assign it to Individual secondParent;

        reproduce firstParent, secondParent
        and get Individual newIndividual;

    end else

        select an individual from matingPool
        and assign it to
        Individual newIndividual;

    assign Boolean doMutation randomly, according to
    mutationProbability;

    if doMutation is TRUE then

        mutate newIndividual;

    insert newIndividual to population temp;
end;

discard population p; discard
matingPool; set p as temp;
```

Figura 7. Pseudocódigo del algoritmo VEGA. Adaptado de (Arslanoğlu, 2006).

5.7.3. Algoritmo Genético De Ordenamiento No-dominado (NSGA). Para este algoritmo, su fundamento es la ordenación de una población según el criterio de no-dominancia, mediante fronteras de dominancia y el uso de la técnica de proporción de nichos aplicada sobre cada individuo y las variables de decisión. (Talavera, Prieto, Crichigno, & Barán, 2004) refiere que el algoritmo clasifica los individuos en varios frentes. Se clasifican los individuos no dominados en el primer frente asignado le un valor fitness o de adaptabilidad. El valor es proporcional al tamaño de población, para así proporcionar un mismo nivel reproductivo de los individuos en este frente. Luego, los individuos clasificados se ignoran y se considera otro frente de individuos no dominados. El proceso sigue cíclicamente hasta que todos los individuos de la población se clasifican en frentes. Los individuos del primer frente tienen un mayor valor de fitness, lo cual alcanzan un mayor número de copias que el resto de la población.

A continuación, en la figura 8 se evidencia el pseudocódigo en su forma general a partir del ciclo de pasos mencionados anteriormente.

```
- Leer grupo multicast a enrutar.  
- Inicializar población P.  
Hacer {  
    Frente = 1  
    Hacer {  
        - Identificar los individuos no dominados.  
        - Asignar el fitness.  
        - Asociar los individuos al frente actual  
        - Frente = Frente + 1  
    } mientras no hayan sido clasificados todos los individuos  
  
    - Reproducir de acuerdo al fitness  
    - Aplicar Operadores genéticos  
} mientras el criterio de parada no sea alcanzado.
```

Figura 8. Pseudocódigo del algoritmo NSGA. Adaptado de (Talavera, Prieto, Crichigno & Barán, 2004).

5.7.4. Algoritmo Genético De Ordenamiento No-dominado segunda generación (NSGA II).

El algoritmo *Nondominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II, siglas en inglés) surgió en 2000 y hasta el momento es considerado el mejor. El NSGA-II resuelve tres aspectos criticados del algoritmo NSGA original: la ausencia de elitismos, el ordenamiento no dominado y la dependencia del parámetro σ de *sharing*. Su frecuente uso en problemas multiobjetivo como en (Deb, Pratap, Agarwal, & Meyarivan, 2002), (Murugan, Kannan, & Baskar, 2009), (Camara, Ribeiro, & Tosta, 2018) se afirma que el NSGA II es capaz de encontrar mejores soluciones y un mejor acercamiento al frente óptimo de Pareto comparado con otros algoritmos evolutivos.

```

Algoritmo NSGA-II ( $G(N,E), s, T$ )
Inicio
  Para (cada  $t \in T$ ) haga
    Mientras Que (exista un ruta del nodo  $s$  a nodo  $t$ ) haga
      Conjunto_Rutas  $\leftarrow$  Ruta desde  $s$  hasta  $t$ ;
    Fin Mientras Que
  Fin Para
  Generar aleatoriamente  $P_0$ 
  Hacer ordenamiento rápido no dominado de  $P_0$ 
  Aplicar los operadores de selección, cruce y mutación para generar una población hija  $Q_0$ 
  Hacer  $t \leftarrow 1$ 
  Hacer  $R_t \leftarrow \emptyset$ 
  Mientras Que  $t < g_{max}$  y Cont_Convergencia  $< g_{conv}$ 
    Hacer  $R_t \leftarrow P_t \cup Q_t$ 
    Calcular el número de saltos y el retardo de los miembros  $R_t$ 
     $F \leftarrow \text{OrdenamientoRápidoNoDominado}(R_t)$ 
    Mientras Que ( $|P_{t+1}| < N$ ) hacer
      CalcularDistanciaCrowding ( $F_i$ )
       $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup F_i$ 
    Fin Mientras Que
    Ordenar  $P_{t+1}$  en forma descendente, utilizando el operador  $\succ_n$ 
    Escoger los  $N$  primeros elementos de  $P_{t+1}$ .
    Generar  $Q_{t+1}$  aplicando los operadores de selección cruce y mutación sobre  $P_{t+1}$ .
    Hacer  $t \leftarrow t + 1$ 
  Fin Mientras Que
Fin
  
```

Figura 9. Pseudocódigo del NSGA II. Adaptado de (Alvarado, Herazo, Ardila & Donoso, 2005).

Su función es realizar una clasificación de la población por frentes, donde los individuos que pertenecen al primer frente son los no dominados, los que pertenecen al segundo frente son los no dominados en ausencia de los del frente anterior. Este mecanismo tiene como fin incorporar elitismo y reducir la complejidad del procedimiento de ordenamiento rápido por no dominancia de su antecesor y en elegir los mejores individuos de la población padre e hijo (Alvarado, Herazo, Ardila, & Donoso, 2005).

La población descendiente Q_t (tamaño N) es creada en primera instancia a partir de la población de padres P_t (tamaño N). Después de esto, las dos poblaciones son combinadas para formar R_t , el cual es de tamaño $2N$ (Correa Flórez, Andrés Bolaños, & Molina Cabrera, 2008). Posteriormente, mediante ordenamiento no dominado se clasifica la población R_t en diferentes frentes de Pareto. La nueva población se genera a partir de configuraciones de frentes no dominados. La población empieza a ser construida con el mejor frente no dominado (F_1), en el segundo frente (F_2) se ubican las soluciones no dominadas en ausencia o remoción de las soluciones que pertenecen a F_1 y así sucesivamente hasta que los individuos de la población han sido clasificados. Como R_t es de tamaño $2N$ y solamente existen N configuraciones que conforman la población descendiente, no todas las configuraciones de los frentes pertenecientes a la población R_t podrán ser acomodados en la nueva población. Se prefieren los individuos que pertenezcan al menor frente, si ambos pertenecen al mismo frente se prefiere la solución con menos soluciones que se encuentran alrededor. La idea es que se promuevan las configuraciones que aseguren diversidad dentro del mismo frente de Pareto. Cuando la población en su totalidad converge al frente de Pareto óptimo, el algoritmo asegura que las soluciones están distanciadas unas de las otras. En la figura 10 se ilustra el proceso de selección de individuos del NSGA II (Rojas-ríos & Muñoz-galeano, 2016).

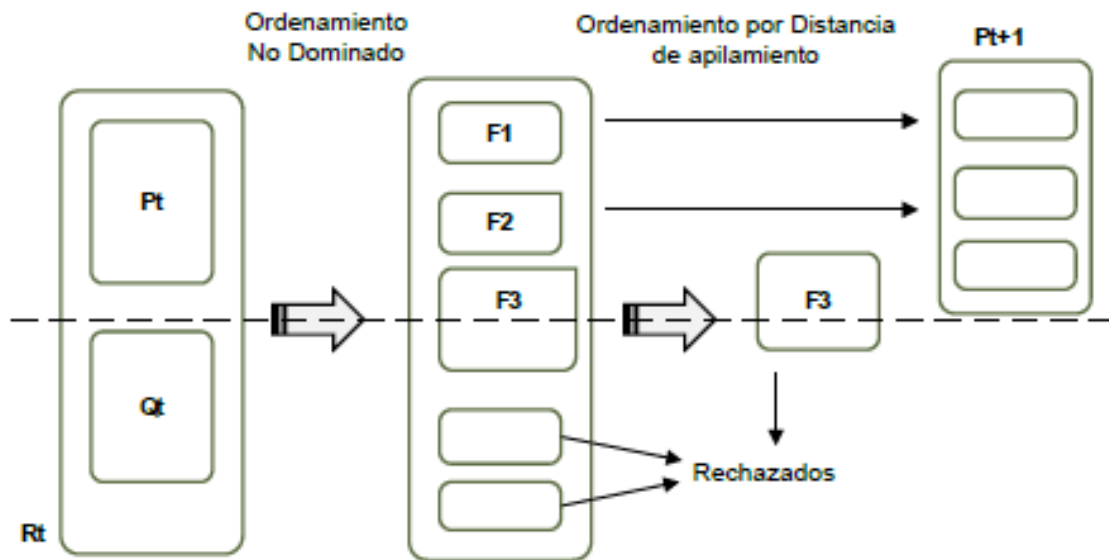


Figura 10. Selección de Individuos del NSGA II. Adaptado de (Rojas-ríos & Muñoz-galeano, 2016).

5.8. Problema de Ruteo de Vehículos (VRP)

En el año 1959, Dantzig y Ramser propusieron el problema de ruteo de vehículos (VRP) o enrutamiento por medio de una formulación matemática de la entrega de gasolina a las estaciones de servicio. Cinco años después, Clarke y Wright desarrollaron el primer algoritmo para resolverlo y resulta eficiente. Así fue como se dio inicio a grandes investigaciones y trabajos en el área de ruteo de vehículos.

Básicamente, el problema de ruteo de vehículos (o VRP, siglas en inglés) consiste en asignar a cada vehículo una ruta de clientes esparcidos geográficamente que entregue un conjunto de bienes de tal manera que se minimice los costos de transporte, parta de un deposito central y retorne al mismo, con una flota de vehículos fija y que los vehículos visiten a los clientes máximo una vez.

El problema de ruteo de vehículos se define matemáticamente como es el grafo y $G = (V, A)$ donde $A = \{(i, j); i, j \in V\}$ es el conjunto de arcos por donde serán atravesados por los vehículos y $V = \{0, \dots, n\}$ es el conjunto de vértices o nodos. Los vértices $i = (1, \dots, n)$ corresponden a los clientes que serán atendidos, mientras que el vértice 0 corresponde al nodo depósito. Para algunos casos, el valor del nodo $n + 1$ se asocia a un depósito. Para cada arco $(i, j) \in A$, $i \neq j$ está asociado un valor no negativo c_{ij} , que puede presentar una distancia, tiempo o costo de viaje, en donde se construye la matriz de costos c .

5.8.1. Algunas Variantes del VRP. Del problema de Ruteo de Vehículos se derivan unas versiones que buscan encontrar la ruta más corta según una condición o criterio de importancia. Según (Moratilla, Fernández, Sánchez, & Vicario, n.d.) el VRP y todas las extensiones son una generalización del conocido TSP (“Travel Salesman Problem”) y, por tanto, se encuentran dentro de los problemas de optimización combinatoria, lo que hace que, desde el punto de vista de complejidad computacional, sea uno de los más complejos debido a que es del tipo NP-Completo: no es posible resolverlos en tiempo polinomial. A continuación, se hará mención de algunas variantes del VRP que presentan los anteriores autores:

- ♦ ***CVRP (“Capacitated VRP”)***: la cantidad de productos a transportar a los centros de consumo no excede la capacidad del vehículo.
- ♦ ***MDVRP (“Multi-Depot VRP”)***: el uso de varios depósitos para abastecer a los clientes.
- ♦ ***PVRP (“Periodic VRP”)***: Solo se pueden entregar los pedidos en cierto periodo de tiempo.
- ♦ ***SDVRP (“Split Delivery VRP”)***: la entrega de productos puede ser realizada por diferentes vehículos

- ♣ **SVRP (“Stochastic VRP”)**: algunos valores como número de clientes, sus demandas, tiempo de servicio o tiempo de viaje son aleatorios
- ♣ **VRPB (“VRP with Backhauls”)**: los clientes pueden devolver mercancías.
- ♣ **VRPPD (“VRP with Pick-Up and Delivering”)**: los clientes pueden devolver algunos productos al depósito.
- ♣ **VRPSF (“VRP with Satellite Facilities”)**: los vehículos pueden abastecerse sin volver al depósito central en otros auxiliares durante la ruta.
- ♣ **VRPTW (“VRP with Time Windows”)**: cada cliente tiene que ser atendido dentro de una cierta ventana de tiempo.

5.8.2.Problema de ruteo de vehículos capacitados (CVRP). Según (Toth & Vigo, 2002), el CVRP consiste en encontrar una colección exacta de circuitos K (donde cada uno corresponde a la ruta del vehículo) a un mínimo costo, que entregan a los clientes una demanda de bienes d_i y tiene un único deposito central. En el modelo, el objetivo se define como la suma de los costos del arco que pertenecen a los circuitos tal que:

- ♣ Cada circuito visita el depósito.
- ♣ Cada cliente es visitado por un circuito de vehículos, es decir, cada punto de demanda es visitado una sola vez por un vehículo.
- ♣ La sumatoria de demandas de los vértices visitados por el circuito no puede exceder la capacidad del vehículo.

Sea el costo de ir de un nodo i a otro nodo o centro de demanda j igual al costo de ir del nodo j al centro de demanda i el problema es llamado CVRP Simétrico (o Symmetric CVRP, SCVRP) en caso contrario se denomina CVRP Asimétrico (o Asymmetric CVRP, ACVRP).

En algunas situaciones la matriz de costo satisface la *desigualdad triangular*, $c_{ik} + c_{kj} \geq c_{ij}$ para todos $i, j, k \in V$, donde ésta es requerida por algunos algoritmos del CVRP. En tal caso, si no se cumple la desigualdad del triángulo, se puede agregar una cantidad positiva grande, M , al costo de cada arco. Sin embargo, puede producir distorsión de la métrica inducida por esta operación generando soluciones muy malas con respecto a los costos originales (Toth & Vigo, 2002). El CVRP es de tipo NP-hard y los métodos de solución van desde métodos exactos hasta heurísticas específicas y metaheurísticas (Jozefowicz, Semet, & Talbi, 2008).

5.8.2.1. Formulación Matemática del CVRP

Índices

Los índices del modelo son:

i = nodo de partida i ($1, 2, \dots, n$)

j = nodo de llegada j ($1, 2, \dots, n$)

n = nodos totales

k = vehículo k ($1, 2, \dots, k$)

Variables de decisión

X_{ijk} es una variable binaria que acumula el número de veces que el arco (i, j) es travesado por el vehículo k .

Y_{ik} es una variable binaria que toma el valor de 1 si el cliente i ha sido visitado por el vehículo k .

Parámetros

C_{ij} Costo de atravesar el arco (i,j)

C Capacidad de los vehículos utilizados

d_i Demanda del cliente i

n Número de clientes a servir

El problema de ruteo de vehículos capacitados consiste en minimizar la función objetivo (f):

$$f = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} C_{ij} \sum_{k=1}^K X_{ijk} \rightarrow \min \quad (1)$$

La función objetivo del problema tiene como propósito disminuir los costos totales de transporte en los que se incurre al servir un número n de clientes.

Además, se deben cumplir las siguientes restricciones:

$$\sum_{k=1}^K Y_{ik} = 1 \rightarrow \forall i \in v \setminus \{0\} \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K Y_{0k} = 1 \quad (3)$$

$$\sum_{j \in V} X_{ijk} = \sum_{j \in V} X_{jik} = Y_{ik} \rightarrow \forall i \in V, k = 1, \dots, K \quad (4)$$

$$\sum_{i \in V} d_i Y_{ik} \leq C \quad (5)$$

La restricción (2) asegura que cada cliente sea visitado por un solo vehículo, la (3) garantiza que del depósito cada vehículo salga una sola vez, la (4) actualiza el valor de la variable cuando el arco anterior o posterior del cliente i es atravesado, la (5) limita la capacidad de los vehículos para que no excedan la suma de las demandas de los clientes que visitará cada vehículo.

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \notin S} X_{ijk} \geq Y_{hk} \rightarrow \forall S \subseteq V \setminus \{0\} h \in S, k = 1, \dots, K \quad (6)$$

$$Y_{ijk} \in \{0,1\} \forall i \in V, k = 1, \dots, K \quad (7)$$

$$Y_{ijk} \in \{0,1\} \forall j \in V, k = 1, \dots, K \quad (8)$$

La restricción (6) es también conocida como restricción de subtours o de ciclos hamiltonianos evita que se generen sub ciclos en la solución, las restricciones (7) y (8) sirven para especificar que las variables X_{ijk} y Y_{ik} son de naturaleza binaria ya que solo pueden tomar los valores de 0 o 1.

6. Formulación matemática del problema de distribución de ayudas

Como en (Martinez, 2017) el modelo matemático para formular la distribución se basa del problema de ruteo de vehículos capacitados (CVRP, siglas en inglés). La red de transporte del CVRP se representa mediante un grafo $G = (V, A)$; donde $V = \{0,1,2, \dots, n\}$ es el conjunto de vértices o nodos clientes y donde 0 expresa el nodo de depósito. Cada cliente albergue i se le debe entregar una cantidad determinada de kits $d_i > 0$ desde un único depósito. Para entregar los kits cada vehículo k puede transportar una cantidad máxima de kits $C > 0$. Si llega a un albergue donde la demanda de kits es mayor a la cantidad disponible, vuelve al depósito y ese albergue es atendido por otro vehículo. Una solución del CVRP es un conjunto de rutas donde se visita a cada cliente albergue solo una vez y la demanda total para cada ruta es a lo sumo C . Un arco $(i, j) \in A$ (i, j) se asocia una distancia d_{ij} y vulnerabilidad r_{ij} entre el vértice i y el vértice j .

Las funciones objetivo expresadas en función de la distancia y de la vulnerabilidad evalúan la distribución de los recursos a las personas afectadas de manera equitativa, es decir, mediante la métrica de una diferencia máxima de las rutas (Boffey, García, Laporte, Mesa, & Pelegrín, 1995)

y la métrica de desviación con el fin de abordar la dispersión en el servicio de las rutas. La distribución justa y equitativa de ayudas, es considerado un tema critico en la logística humanitaria y difícil de definir para efectos prácticos y de modelado (Huang et al., 2012). Sin embargo, estas métricas caracterizan la equidad en términos de distancia o vulnerabilidad de servicio de la ruta, en unidades demandas o kit de ayudas y el correspondiente parámetro.

Parámetros:

d_j = demanda del albergue j

d_{ij} = distancia del arco (i, j)

r_{ij} = vulnerabilidad del arco (i, j)

C = capacidad del vehículo.

Variables de decisión:

X_{ijk} 1 Si el arco (i, j) es usado por el vehículo k , 0 en otro caso.

Y_{jk} 1 Si el albergue j es visitado por el vehículo k , 0 en otro caso.

El problema multiobjetivo CVRP para la distribución de ayudas humanitarias consta en minimizar las siguientes funciones:

$$Z1 = \max D_k - \min D_k \quad (1)$$

$$Z2 = \max G_k - \min G_k \quad (2)$$

$$\mathbf{Z3} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (D_k - \bar{D})^2}{n}} \quad (3)$$

$$\mathbf{Z4} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (G_k - \bar{G})^2}{n}} \quad (4)$$

Las funciones objetivo (1) y (2) representan la diferencia máxima de la distancia y vulnerabilidad de las rutas respetivamente. Las funciones (3) y (4) representan la desviación estándar de la distancia y vulnerabilidad en las rutas respectivamente. Donde la expresión $\mathbf{D}_k$ es la distancia ponderada de servicio de la ruta k , $\bar{D}$ la distancia promedio de servicio, $\mathbf{G}_k$ la vulnerabilidad ponderada de servicio de la ruta k , $\bar{G}$ la vulnerabilidad promedio de servicio y n el número de rutas.

A continuación, se menciona las restricciones a cumplir:

$$\sum_{k=0}^K \sum_{i=0}^n X_{ijk} = 1 \quad \forall j \quad (5)$$

$$\sum_{k=0}^K \sum_{j=0}^n X_{ijk} = 1 \quad \forall i \quad (6)$$

$$\sum_{i=0}^n X_{itk} - \sum_j^n X_{tjk} = 0 \quad \forall k, t \quad (7)$$

$$\sum_{i=0}^n d_i \times Y_{ik} \leq C \quad \forall k \quad (8)$$

$$D_k = \frac{\sum_j \sum_i d_j d_{ij} X_{ijk}}{C} \quad \forall k \quad (9)$$

$$\bar{D} = \frac{\sum_{k=1}^n D_k}{n} \quad (10)$$

$$G_k = \frac{\sum_j \sum_i d_j r_{ij} X_{ijk}}{C} \quad \forall k \quad (11)$$

$$\bar{G} = \frac{\sum_{k=1}^n G_k}{n} \quad (12)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \notin S} X_{ijk} \geq Y_{hk} \quad \forall S \subseteq V, h \in S, k \quad (13)$$

$$\sum_{j=1}^n X_{0jk} = 1 \quad \forall k \quad (14)$$

$$\sum_{i=1}^n X_{i0k} = 1 \quad \forall k \quad (15)$$

$$X_{ijk}, Y_{ik} \in \{0,1\} \quad (16)$$

$$G_k, D_k \in \mathbb{N} \quad (17)$$

Las ecuaciones (5-6) designa la restricción de que cada cliente es visitado solo una vez, la restricción (7) comprueba la continuidad de la ruta, mientras que la restricción (8) asegura que la demanda a atender en los albergues no supere la capacidad del vehículo. Las ecuaciones (9) y (11) corresponden respectivamente como la distancia y la vulnerabilidad ponderada de la ruta realizada por cada vehículo, la (10) indica el cálculo del promedio de la distancia de las rutas y la (12) el promedio de la vulnerabilidad de las rutas. La restricción (13) relaciona la eliminación de sub tours, las restricciones (14-15) determinan que cada vehículo inicie y termine la ruta en el nodo del depósito y finalmente la (16) define el carácter binario de las variables X y Y .

7. Caso de estudio

Según (Martinez, 2017) para la generación de escenarios se tuvieron en cuenta tres parámetros, los cuales son: vulnerabilidad de las ubicaciones ya establecidas para ser albergues temporales, vulnerabilidad vial en caso de presentarse un evento sísmico y la cantidad de afectados que traería

consigo este tipo de evento. Las entradas dadas para el usuario para este caso son: la magnitud y profundidad del sismo, índice de desarrollo humano y la densidad poblacional a considerar para la ciudad de Bucaramanga.



Figura 11. Interfaz generador de escenarios. Adaptado de (Martínez, 2017).

Por medio de la herramienta georreferenciación (Google maps) el usuario puede acceder a la interfaz en donde encontrara un mapa con información cartográfica de las zonas pobladas de la ciudad de Bucaramanga de las cuales se encuentran las ubicaciones escogidas aptas para ser albergues temporales al presentarse un desastre natural, permitiendo una planeación logística humanitaria con antelación, esta herramienta permite la localización exacta del centro de distribución y los albergues. Generalmente estos están ubicados en escenarios deportivos, escuelas, colegios, instituciones educativas y parques.



Este parámetro demanda d_j representa la cantidad de afectados en el nodo de la demanda j . En el estudio de (Martinez, 2017, p. 42) se consideró un nivel de desagregación de manzana censal teniendo en cuenta el censo nacional que se realizó en el año 2005 (DANE). Para la estimación de la demanda, se plantearon dos sub modelos, el primero de estos fue realizar una estimación global de la cantidad de afectados para la ciudad de Bucaramanga, el segundo correspondió a la identificación de la vulnerabilidad asociada a cada manzana censal con el fin de desagregar la cantidad global de afectados en los niveles más altos de vulnerabilidad.

La vulnerabilidad asociada a los nodos clientes fue estimada a partir de características asociadas al tipo de construcción, condiciones físicas y distancia a fallas activas de la zona. Una vez obtenida la información se localizaron 3.071 manzanas, a partir de esto se realizó un muestreo aleatorio

simple de 50 individuos, de los cuales un experto los separo en cinco niveles de vulnerabilidad (1 muy bajo, 2 bajo, 3 medio, 4 alto, 5 muy alto).

7.2. Inventario de equipamiento

Tal como se describe en (Barrera Navarro & Gomez Hernandez, 2016, p. 73) actualmente el equipo con el que cuenta la alcaldía de Bucaramanga para la distribución de ayudas humanitarias en caso de presentarse un desastre natural son las volquetas doble troque, las cuales tienen unas dimensiones de 4.6 x 1.4 x 2.37 m de largo, alto y ancho respectivamente. Obteniendo una capacidad de aproximadamente de 22 toneladas.

Teniendo en cuenta la capacidad del vehículo es de 3040 personas, aproximadamente puede distribuir 608 kits, cada kit se encuentra almacenado en una caja de cartón corrugado las cuales cuentan con las siguientes dimensiones 34.2 x 28.4 x 24 cm de ancho, alto y profundidad, con base a estas especificaciones cada kit alcanza en promedio para 5 personas, durante una semana.

Cabe mencionar que el centro de distribución se encuentra localizado en la carrera 12 #15-36 en el Barrio Gaitán y tiene una capacidad de almacenamiento de 9300 kits.

7.3. Vulnerabilidad de los arcos

En la investigación de (Martinez, 2017, p. 50) realiza una estimación del parámetro r_{ij} , la vulnerabilidad asociada al arco (i, j) se utilizó un modelo de clustering particional de k-medidas aplicado al conjunto de 5402 (correspondientes a 73 albergues y un centro de distribución) registros con características relacionadas con el tipo de construcciones, la pertenencia o no a una zona de riesgo y la distancia a fallas activas, figura 13. Los centroides de cada cluster fueron analizados y a cada uno de estos se les asignó un nivel de vulnerabilidad distribuida en 5 niveles

de la siguiente forma (1 muy baja, 2 baja, 3 media, 4 alta, 5 muy alta), como se muestra en la figura 14.

Característica	Descripción
Perfil de construcción promedio	Porcentaje de construcción promedio según el tipo de construcción distribuido en las siguientes clases: tapia, mampostería, pórtico menor a 3 niveles, pórtico de 4 a 7 niveles, pórtico mayor a 8 niveles, muro estructural.
Distancia a fallas	Mínima distancia euclidiana entre el albergue y cada una de las fallas de: Chimita, Río surata y Bucaramanga.
Pertenencia a una zona de amenaza o relleno	Pertenencia o no a una zona de Derrumbes, Caída de rocas, Remoción de masas o rellenos antrópicos o mecánicos.

Figura 13. Resumen de característica para los arcos. Adaptado de (Martínez, 2017).

Cluster	Observaciones	Vulnerabilidad
1	Cerca de fallas activas, en áreas de alta remoción de masa, deslizamientos y reptaciones, edificaciones de mampostería, pórtico de concreto o acero y muro estructural.	5
2	Lejos de fallas, en áreas de alta y media remoción de masa, tipologías de mampostería y muro estructural	2
3	Cerca de fallas, en áreas de alta y media remoción de masa, todas las tipologías menos tapia.	4
4	Lejos de fallas, alta remoción de masa y rellenos, mampostería y muro estructural	1
5	Cerca de fallas, en áreas de rellenos, estructuras de tapia, pórticos y muro estructural.	3

Figura 14. Resumen del análisis de centroides por cluster. Adaptado de (Martínez, 2017)

7.4. Descripción de la ruta

Para trazar las rutas correspondientes para suplir la demanda en el menor tiempo posible, primero se debe partir del procedimiento más adecuado para encontrar la distancia entre los nodos, la secuencia del recorrido y las vías establecidas para el caso de emergencia. Como describe (Barrera Navarro & Gomez Hernandez, 2016, p. 75) cada ruta consta de una secuencia de nodos, donde el nodo de inicio y de terminación corresponde al depósito, mientras que los demás representan los nodos clientes, que en este caso se hace referencia a los albergues. Cada ruta es recorrida por un vehículo con una capacidad finita, el cual busca satisfacer la demanda de todos los albergues que se encuentran en la ruta ya establecida.

8. Solución del problema de distribución de ayudas a partir del Algoritmo genético de ordenamiento no-dominado NSGA II

8.1. Población inicial

La selección de población inicial se generó de forma aleatoria verificando que la asignación de clientes a cada ruta no exceda la capacidad del camión, es decir el cumplimiento de la restricción de capacidad del vehículo $\sum_{i=0}^n d_i \times Y_{ik} \geq C \quad \forall k$. Si esto no se cumple, se asigna el cliente a otra ruta hasta suplir la demanda de los clientes.

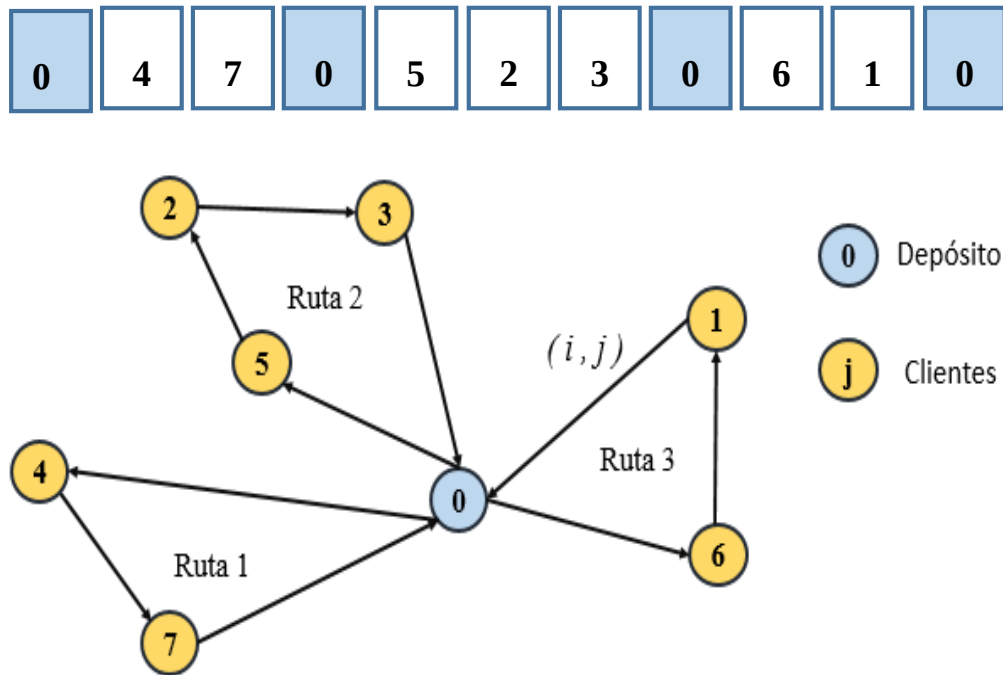


Figura 15. Estructura Solución CVRP. Adaptado de (Martínez, 2016).

Cada cromosoma consiste en un conjunto de rutas codificadas por números naturales donde cada configuración de ruta usa una permutación de clientes que inicia y termina en el depósito, simbolizado por el número cero. La figura 15, es un ejemplo de la solución donde se representa la visita a siete clientes en tres rutas. La primera ruta indica la visita a los clientes 4 y 7, la segunda ruta 5, 2 y 3, la tercera ruta 6 y 1. Cada par de elementos consecutivos del cromosoma corresponde los valores del arco (i, j) que el vehículo k atraviesa cuando la variable binaria X_{ijk} equivale a 1.

8.2. Operadores genéticos

Los operadores genéticos utilizados para mejorar la probabilidad de encontrar mejores soluciones fueron el operador de cruce de orden, operador de mutación de intercambio y reverso.

8.2.1. Operador de Cruce Basado en el Orden. Son operadores no unitarios por lo que necesitan de dos padres para poder extraer y preservar la información genética de ambos padres y combinarla con el fin de generar nuevos hijos de mejor calidad. Este operador consiste en el intercambio genético de dos parientes para generar dos nuevos hijos. Según (Rodriguez, 2014), es necesario tener en cuenta que los genes no pueden repetirse por lo que se procederá a completar el cromosoma de forma similar al segundo ciclo del operador de cruce cíclico, tal como se puede apreciar en la siguiente figura.

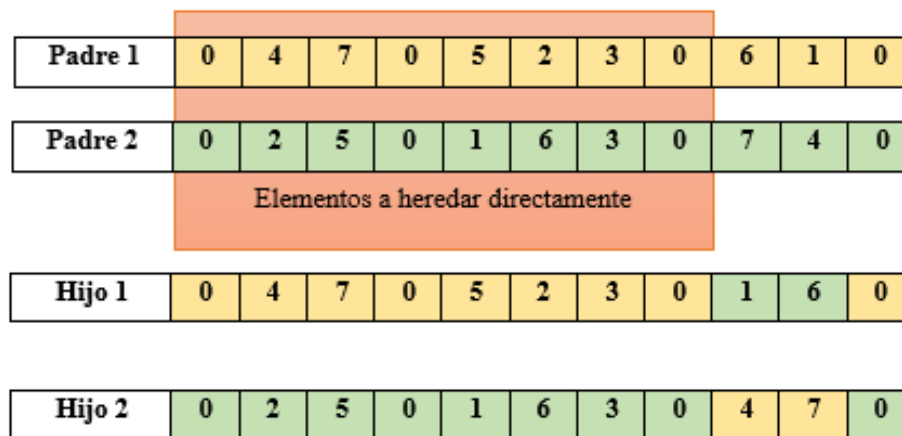


Figura 16. Operador de cruce Basado en el Orden. Adaptado de (Martinez, 2017).

8.2.2. Operador de Mutación de Intercambio (Swap Mutation). Al emplear mutación de intercambio sobre un cromosoma, lo que hace es seleccionar de forma aleatoria dos posiciones del cromosoma sobre el que se desea aplicar la mutación en la solución vector i y j con $i \neq j$, y posteriormente se procede a intercambiar la información de estos dos genes, de tal forma que el gen i pasa a ocupar la posición del gen j y viceversa (Rodriguez, 2014). Para este caso, se opta por elegir dos puntos aleatorios de la solución y posteriormente se realiza el cambio de los valores en el cromosoma, tal como se muestra en la figura 17.

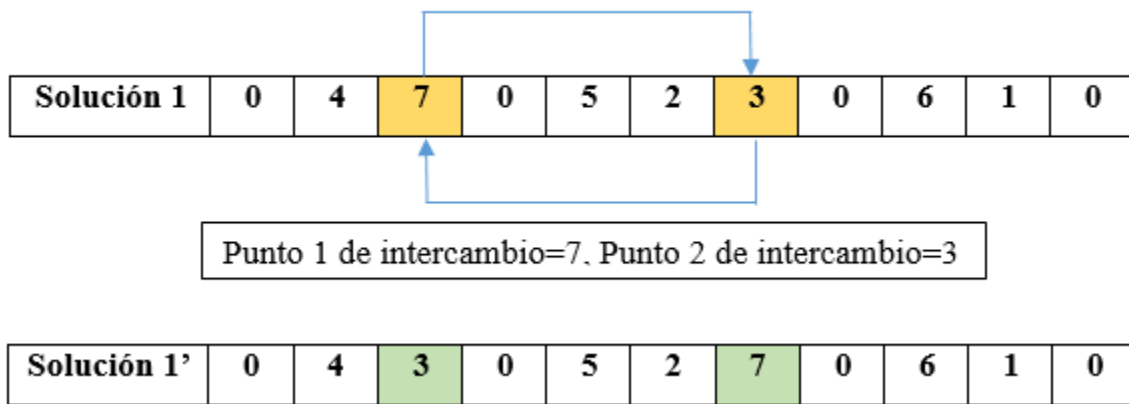


Figura 17. Operador de Swap. Adaptado de (Martinez, 2017)

8.2.3.Operador de Reverse. Se selecciona al azar una secuencia de clientes y deposito al azar y luego este operador se encarga de invertir el orden de los correspondientes clientes y depósito (Barrera Navarro & Gomez Hernandez, 2016, p. 95), tal como se muestra en la figura 18.

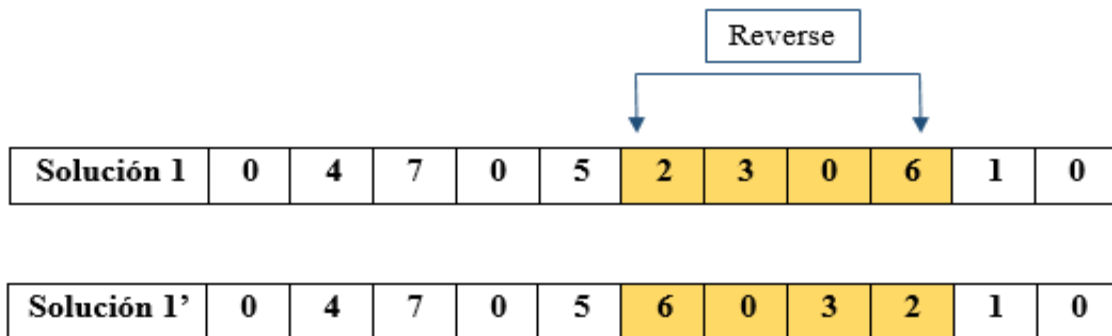


Figura 18. Operador de Reverse. Adaptado de (Barrera Navarro & Gomez Hernandez, 2016)

9. Resultados y Análisis

Para el caso descrito en la sección 7, se utiliza tres escenarios de prueba en los que se considera que ocurre un sismo con magnitud 7,8 y 9 respectivamente en la escala de Mercalli que se encuentran en el Apéndice B. Se aplicó el algoritmo elitista NSGA II para obtener las soluciones

y para las pruebas realizadas se utilizaron los valores para los parámetros de tamaño de población igual a 100 y numero de generaciones igual a 500 del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo de la investigación propuesta por (Garcia-Najera & Bullinaria, 2011).

Se utiliza el lenguaje de programación Go versión 1.12 para la implementación del algoritmo (Ver Apéndice C) y se ejecuta en una máquina con procesador Intel i7 de 64 Bits y 8 GB de memoria RAM. Go es un lenguaje de código libre desarrollado por Google que se caracteriza por su eficiencia, rapidez de ejecución, simplicidad del lenguaje y compatibilidad con sistemas operativos como Windows 7 o posterior, Mac OS 10.10 o posterior y Linux 2.6.23 o posterior. Es muy utilizado para el desarrollo de APIs o Web Services que por su contenido de paquetes y librerías permite la integración del código a plataformas como Google Maps, que facilita la representación gráfica de los resultados del algoritmo del caso de estudio.

9.1. Evaluación del desempeño

Con el fin de evaluar el desempeño del algoritmo propuesto anteriormente, fue probado con un caso real, el cual corresponde con la solución 7 de un problema de localización de albergues y asignación de población afectada a partir del tercer escenario de prueba con magnitud 9. En las figuras 19, 20, 21 y 22 se presenta el tamaño del frente 1 por generaciones se realizaron 5 corridas para obtener el tamaño del frente contrastado con las diferentes funciones objetivo (Ver Apéndice D). En las figuras 23, 24, 25 y 26 las soluciones por frente de las funciones objetivo.

La cardinalidad del frente 1 por generaciones permite ver que el tamaño disminuye al integrarse las mejores soluciones a medida que avanza el tiempo (generaciones). Podemos observar que la distancia y vulnerabilidad evaluada por Z1 vs. Z2, figura 19, presenta un promedio de 3 a 4 soluciones en la variable dependiente, al igual que Z1 vs. Z4 a medida que aumenta el número de

generaciones, figura 20. En la figura 21 los resultados de las funciones Z2 vs. Z3 el tamaño del frente mantiene el mismo valor desde una generación menor, es decir, el algoritmo está encontrando rápidamente dos soluciones óptimas al problema. En la figura 22, hay una variabilidad en las ordenadas del tamaño de frente, donde el frente tiende a tener un valor de 5.

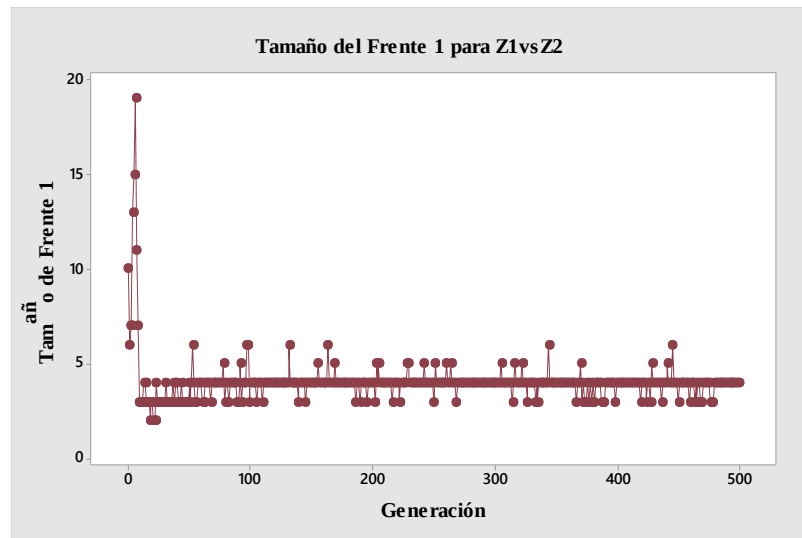


Figura 19. Tamaño de frente 1 por generación para Z1 vs. Z2

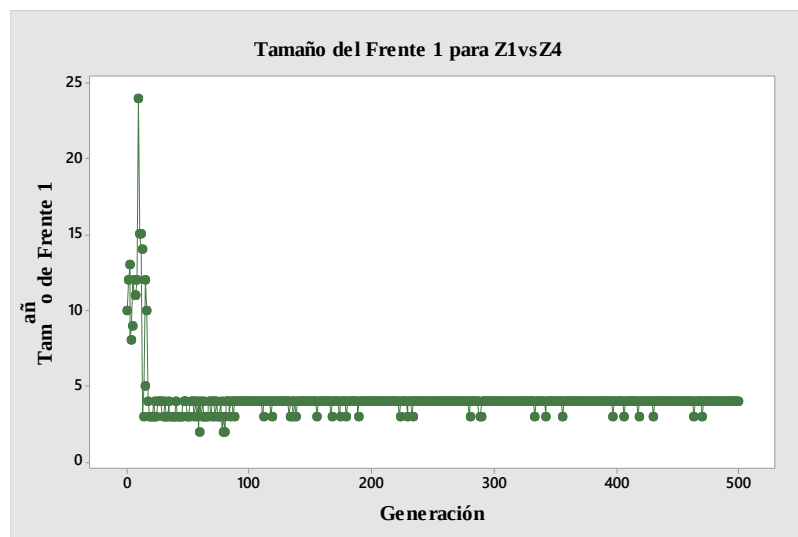


Figura 20. Tamaño de frente 1 por generación para Z1 vs. Z4

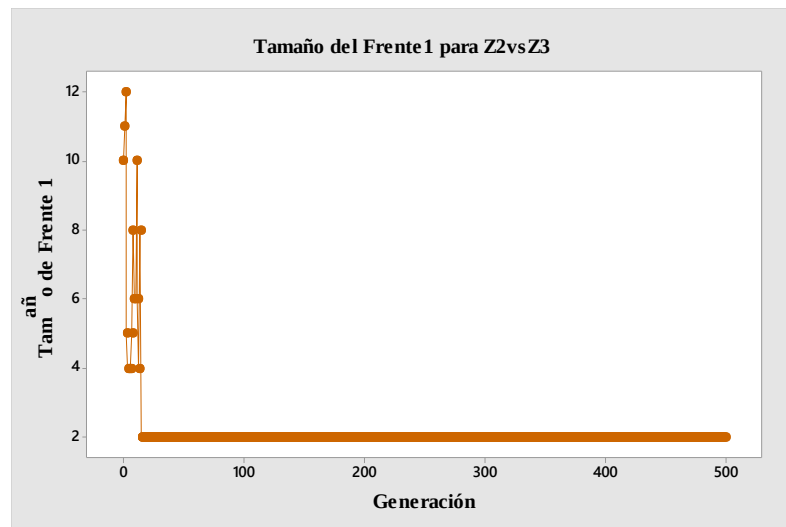


Figura 21. Tamaño de frente 1 por generación para Z2 vs. Z3

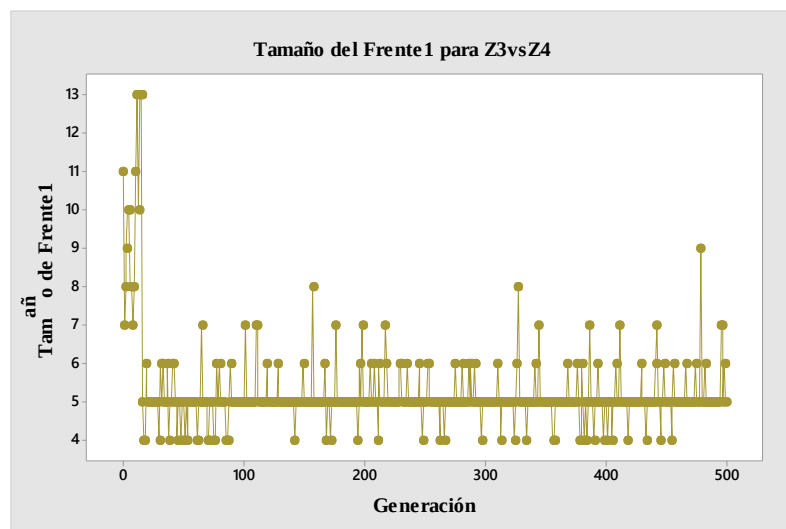


Figura 22. Tamaño de frente 1 por generación para Z3 vs. Z4

En las figuras 23 a la 26, se evaluaron las diferentes funciones correspondientes a variaciones de vulnerabilidad y distancia, se puede observar en la figura 23 que el algoritmo obtuvo cuatro posibles soluciones, en el frente 1 (A, B, C) y frente 2 (D). Por lo que en el frente 1 se ubican las

soluciones no dominadas, debido a que cumple con los objetivos de minimizar las variaciones en la vulnerabilidad y distancia que recorren los vehículos para la distribución de ayudas humanitarias, buscando la equidad en el proceso de distribución. Caso particular ocurre con Z2 vs Z3, un efecto elitista, donde las soluciones de distancia y vulnerabilidad se cruzan en el mismo punto para los frentes 1 y 2, como se ilustra en la figura 25.

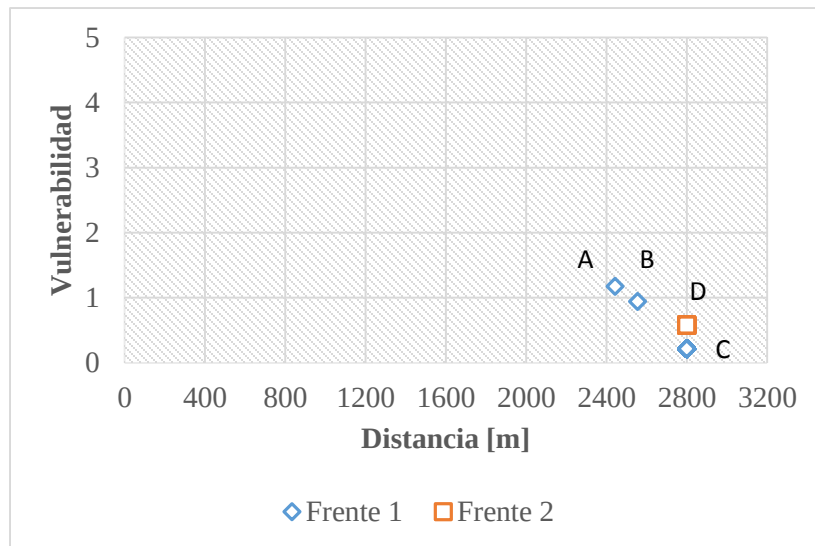


Figura 23. Soluciones para Generaciones de Z1 vs Z2.

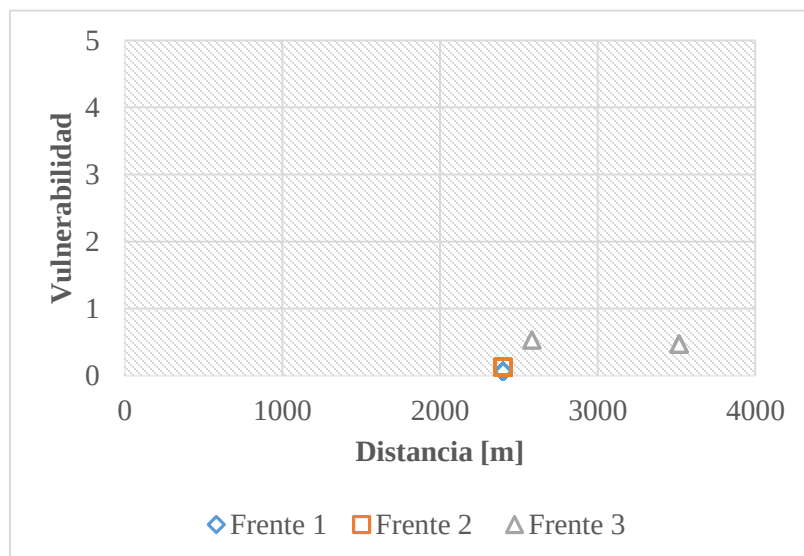


Figura 24. Soluciones para Generaciones de Z1 vs Z4.

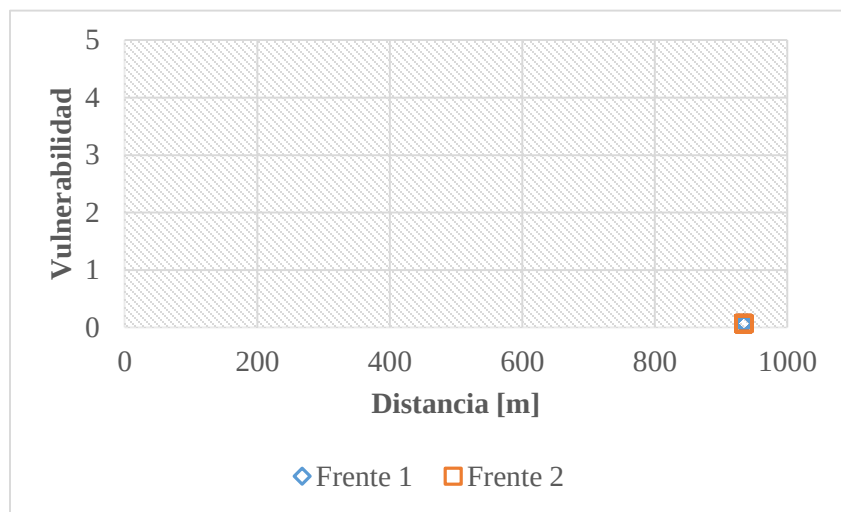


Figura 25. Soluciones para Generaciones de Z2 vs Z3.

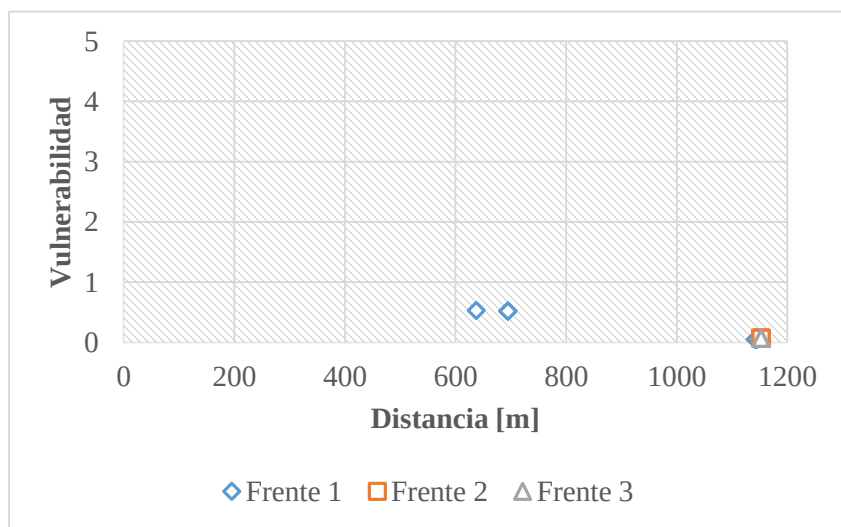


Figura 26. Soluciones para Generaciones de Z3 vs Z4.

9.2. Resultados de escenario de prueba

Las pruebas realizadas a los escenarios propuestos para la distribución de ayudas se consideraron tres soluciones del problema mencionado anteriormente por cada escenario, con más de ocho albergues habilitados para visitar. En el Apéndice E se presentan los resultados de las corridas de prueba con las soluciones de las funciones objetivo junto con el tiempo computacional, ya que debido al enfoque de esta investigación es importante tener en cuenta respuestas efectivas y en el menor tiempo posible.

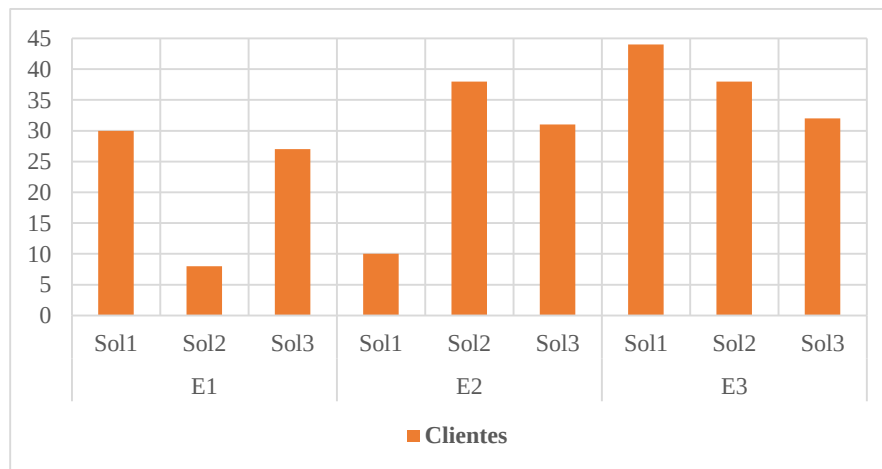


Figura 27. Cantidad de Clientes por Solución

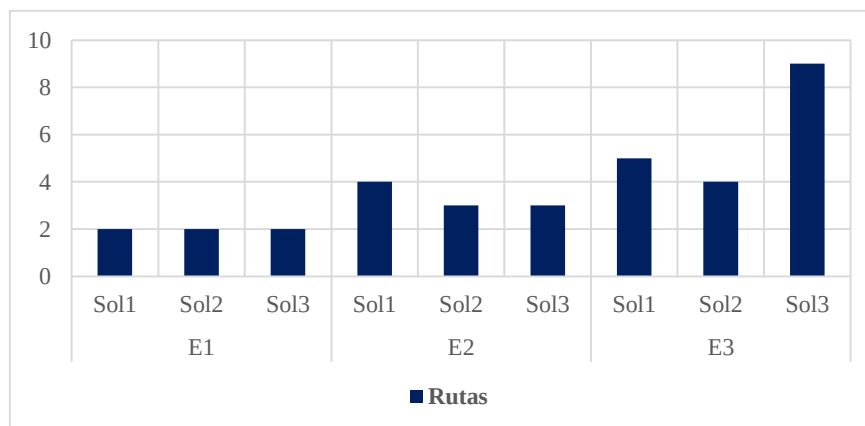


Figura 28. Cantidad de Rutas por Solución

Las figuras 27 y 28 presentan por cada solución la cantidad clientes y rutas que se visitan respectivamente. En el escenario (E3) el pico del número de rutas es de la solución (Sol3) con 9 vehículos y el mayor número de clientes son de la solución (Sol1) con un número de rutas igual a 5. En el escenario (E2) la solución (Sol1) tiene 10 clientes que visita en 4 rutas y las otras soluciones 21 y 38 clientes que visita en 3 rutas. Sin embargo, para el escenario (E1) las tres soluciones presentan dos rutas para hacer la visita a todos los clientes. Esto, puede significar un gasto mínimo en recursos para el uso de vehículos, ya que el 77,8% de las soluciones evaluadas realizan como máximo 4 rutas para la distribución de ayudas, el 11,1% en 5 rutas y 11,1% restante en 9 rutas. Cabe resaltar que para las cuatro métricas de evaluación de las funciones objetivo de distancia y vulnerabilidad se conserva la cantidad de rutas que cubren la cantidad demandada de los albergues habilitados de las zonas localizadas en la ciudad de Bucaramanga. En la tabla 3 se resume las soluciones de las funciones objetivos evaluadas según la métrica evaluada.

Tabla 3

Soluciones de escenarios de prueba

	No. Clientes	No. Rutas	Z1	vs.	Z2	Z1	vs.	Z4	Z2	vs.	Z3	Z3	vs.	Z4
E1	30	2	172	0.023	414	0.0005	0.0007	475	11	0.004				
	8	2	394	0.329	394	0.1643	0.3286	197	197	0.164				
	27	2	1453	0.536	1159	0.3388	0.5388	645	856	0.377				
	10	4	1084	0.145	1084	0.0650	0.1451	443	389	0.065				
E2	38	3	1120	0.345	495	0.0848	0.8145	476	383	0.011				
	31	3	2012	1.197	1994	0.6515	0.0474	414	367	0.018				
E3	44	5	1241	0.891	2209	0.5938	1.0470	416	257	0.306				
	38	4	2030	0.057	3028	0.0417	0.1204	800	597	0.019				
	32	9	1967	0.540	1259	0.1719	0.6102	473	611	0.187				

Debido a que la estimación de las métricas (1), (2), (3) y (4), depende del cálculo ponderado del servicio de la ruta que es la sumatoria de la demanda del nodo destino por la vulnerabilidad o distancia del arco que conecta los nodos origen y destino, sobre la capacidad del vehículo como se muestra en las formulas (5) y (6). Los resultados de las mismas pueden ser valores muy pequeños a medida que la suma del factor de ponderación sea menor.

$$Z1 = \max D_k - \min D_k \quad (1)$$

$$Z2 = \max G_k - \min G_k \quad (2)$$

$$Z3 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (D_k - \bar{D})^2}{n}} \quad (3)$$

$$Z4 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (G_k - \bar{G})^2}{n}} \quad (4)$$

$$D_k = \frac{\sum_j \sum_i d_j d_{ij} X_{ijk}}{c} \quad \forall k \quad (5)$$

$$G_k = \frac{\sum_j \sum_i d_j r_{ij} X_{ijk}}{c} \quad \forall k \quad (6)$$

A continuación, las figuras 29 a la 32 presentan los resultados de la distancia y vulnerabilidad ponderada de la ruta al evaluar las cuatro combinaciones de métricas (1), (2), (3) y (4), los cuales se obtuvieron de la solución número 4 del problema de localización de albergues y asignación de población afectada del escenario de prueba con magnitud 8. En la figura 29, se observa los valores máximos y mínimos de la distancia ponderada por ruta en donde al evaluarse las métricas Z1 vs. Z2 se encuentra un valor de rango aproximadamente igual a 1803 metros, mientras que al evaluarse las métricas Z2 vs. Z3 y Z3 vs. Z4 el rango es aproximadamente igual a 250 metros. En la figura 30, se analizan los mismos valores máximos y mínimos de la vulnerabilidad ponderada por ruta al

evaluarse Z1 vs. Z2 y Z1 vs. Z4 con una diferencia igual a 0.1451, lo mismo para Z2 vs. Z3 y Z3 vs. Z4 con un valor de 0.3849.

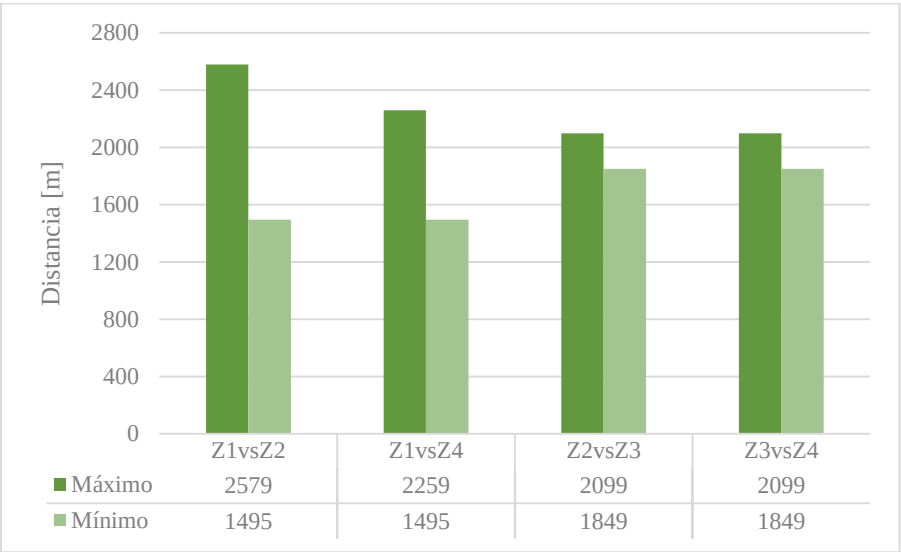


Figura 29. Máximos y mínimos de Distancia ponderada de la ruta según métrica de evaluación

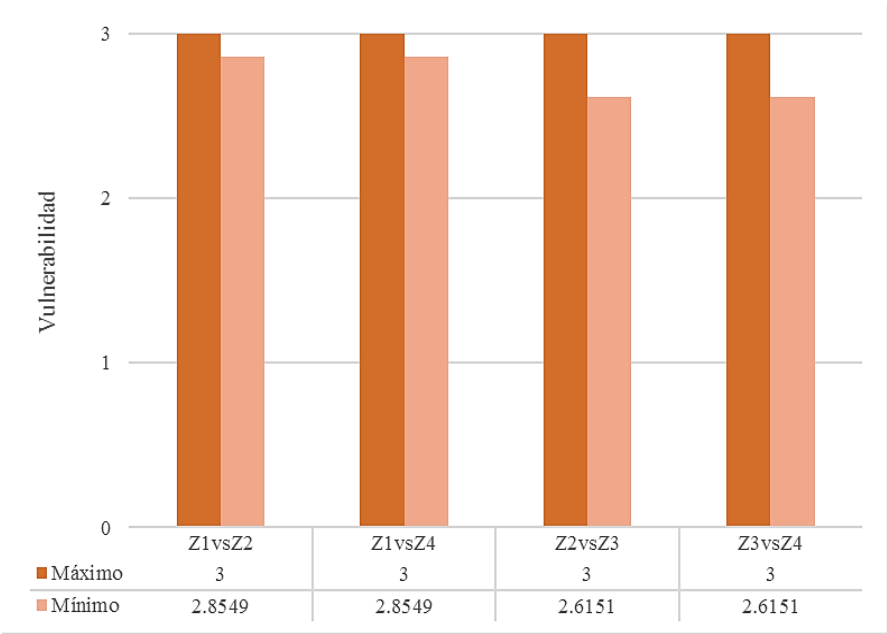


Figura 30. Máximos y mínimos de Vulnerabilidad ponderada de la ruta según métrica de evaluación

Las figuras 31 y 32 se presenta los resultados de las ecuaciones (5) y (6) respectivamente de la solución probada. Se observa una diferencia significativa en la distancia ponderada por ruta al evaluarse mediante Z1 vs. Z2, sin embargo, al evaluarse Z2 vs. Z3 y Z3 vs. Z4 no se presenta una diferencia significativa. Esto indica que no presenta una dispersión en los datos lo cual se está cumpliendo con la medida de igualdad para la distribución de ayudas. Mientras tanto, en la figura 32, se observa una variación considerable en los valores de la vulnerabilidad ponderada de las rutas. Este resultado se puede ver afectado si se analiza el caso en que la solución tenga tres rutas; en las cuales una presenta el máximo valor de la vulnerabilidad ponderada de servicio y las otras dos rutas pueden tener valores menores, sin mayor diferencia entre ellas, que finalmente afectara la evaluación del objetivo de una distribución equitativa, en especial el de diferencia máxima de la vulnerabilidad de la ruta.

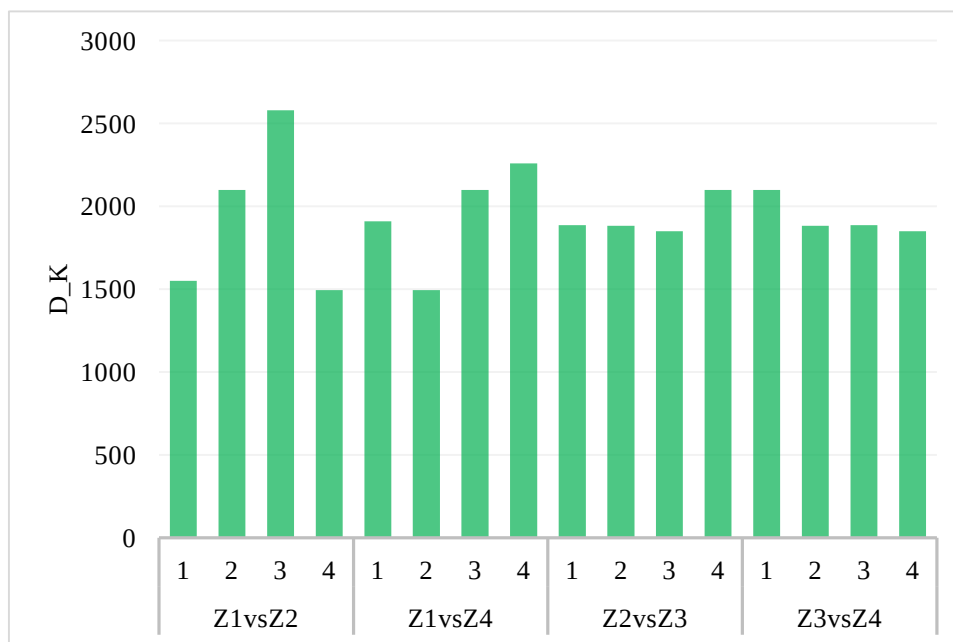


Figura 31. Distancia ponderada por ruta según combinación de métricas

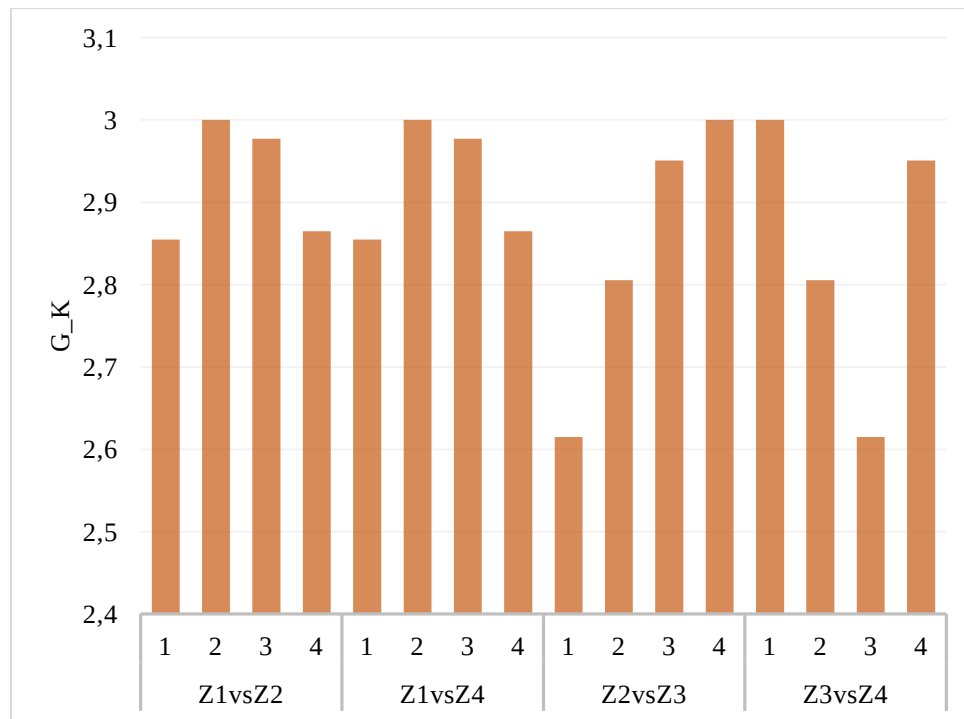


Figura 32. Vulnerabilidad ponderada por ruta según combinación de métricas

Tabla 4.

Resultados de funciones objetivo distancia y vulnerabilidad

	Distancia [m]	Vulnerabilidad
Z1vsZ2	1084	0.1451
Z1vsZ4	764	0.0650
Z2vsZ3	99	0.3849
Z3vsZ4	99	0.1496

En la tabla 3 se muestra los resultados de las funciones objetivo al evaluar cada combinación de funciones para la solución probada. Según los resultados, la combinación de objetivos de minimización de la desviación estándar de la vulnerabilidad y distancia del servicio de la ruta

presenta menores resultados, dicho de otro modo, hay menor variación en los servicios de las rutas por los vehículos cumpliendo con la igualdad para la distribución.

10. Conclusiones

Según la revisión de literatura se logra identificar el interés de la comunidad científica en la optimización combinatoria en los problemas de la logística humanitaria. Sin embargo, pocos autores han desarrollado el problema de ruteo de vehículos multiobjetivo aplicando algoritmos genéticos como método de solución, lo cual permite que este proyecto sea un referente para futuras investigaciones en esta temática.

La formulación del modelo matemático para el ruteo de vehículos presenta cuatro métricas no lineales que miden la equidad como la dispersión de los servicios de las rutas para evaluar los objetivos de distancia y vulnerabilidad, generando soluciones comparables entre los escenarios propuestos, los cuales cumplen con la distribución de ayudas de forma imparcial y equitativa

La aplicación del algoritmo genético se logra identificar la convergencia al disminuir el tamaño del frente a lo largo del tiempo y la generación de un conjunto de soluciones óptimas de Pareto.

Del análisis del caso de estudio, la evaluación de las diferentes alternativas de los objetivos de vulnerabilidad y distancia no difieren los resultados de la cantidad de rutas para visitar a los nodos clientes. Además, del 77,8 % de las soluciones analizadas realizan entre 2 a 4 rutas. Por otra parte, las métricas evaluadas generaron resultados muy pequeños ya que el cálculo depende de un factor de ponderación entre la demanda de los nodos destino por la distancia o vulnerabilidad de los arcos, en donde resultaron distancias entre 11 a 3028 m y vulnerabilidad entre 0,00049 y 1,19737, es decir un rango de 3027 m y de 1,19688 respectivamente. Al analizar la distancia y

vulnerabilidad ponderada del servicio de las rutas por los vehículos, una variación considerable en los resultados significa una dispersión en los datos lo cual afectara la evaluación del objetivo de una distribución equitativa.

11. Recomendaciones

Debido a la importancia de la logística humanitaria y la aplicación de líneas de investigación de ciencias aplicadas se encuentra oportuno tener en cuenta factores como fallas en conexiones viales, infraestructuras y puentes para evaluar la vulnerabilidad en las redes de distribución humanitaria.

Desarrollar una revisión sistemática sobre localización y transporte en logística humanitaria en caso de presentarse un desastre natural relacionado a los más críticos de la región con el fin de realizar una gestión oportuna y eficaz.

Se recomienda para futuros proyectos trabajar con datos actualizados, con el fin de hacer más precisos los resultados obtenidos, con el propósito de que los entes gubernamentales gestionen acciones preventivas y adelanten planes de acción que minimicen el tiempo de respuesta, ayudando a la toma de decisiones que permitan actuar de forma segura, brindando protección a los bumangueses en caso de presentarse un desastre natural.

Referencias Bibliográficas

- AIS. (23 de 04 de 2016). ¿Cuán vulnerable es Colombia ante un sismo? Obtenido de El Tiempo:
<http://www.eltiempo.com/archivo/documento/CMS-16571309>
- Alvarado, C., Herazo, I., Ardila, C., & Donoso, Y. (2005). *Aplicación de NSGA-II y SPEA-II para la optimización multiobjetivo de redes multicast* *Aplicación de NSGA - II y SPEA - II para la optimización multiobjetivo de redes multicast **. Barranquilla.
- Anaya-Arenas, A. M., Renaud, J., & Ruiz, A. (2014). Relief distribution networks: a systematic review. *Annals of Operations Research*, 223(1), 53–79. <https://doi.org/10.1007/s10479-014-1581-y>
- Arslanoğlu, Y. (2006). *GENETIC ALGORITHM FOR PERSONNEL ASSIGNMENT PROBLEM WITH MULTIPLE OBJECTIVES*. Middle East Technical University.
- Barrera Navarro, A., & Gomez Hernandez, A. (2016). Un algoritmo evolutivo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga.
- Blum, C., & Roli, A. (2003). Metaheuristics in Combinatorial Optimization : Overview and Conceptual Comparison. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 35(3), 268–308. <https://doi.org/10.1145/937503.937505>
- Boffey, B., García, F. R. F., Laporte, G., Mesa, J. A., & Pelegrín, B. P. (1995). Multiobjective routing problems. *Top*, 3(2), 167–220. <https://doi.org/10.1007/BF02568585>
- Camara, M. V. O., Ribeiro, G. M., & Tosta, M. de C. R. (2018). A pareto optimal study for the multi-objective oil platform location problem with NSGA-II. *Journal of Petroleum Science*

and Engineering, 169, 258–268. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.05.037>

Cao, C., Li, C., Yang, Q., Liu, Y., & Qu, T. (2018). A novel multi-objective programming model of relief distribution for sustainable disaster supply chain in large-scale natural disasters. *Journal of Cleaner Production*, 174, 1422–1435. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.11.037>

Correa Flórez, C. A., Andrés Bolaños, R., & Molina Cabrera, A. (2008). Algoritmo multiobjetivo NSGA-II aplicado al problema de la mochila. *Scientia Et Technica*, 2(39), 206–211.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182–197. <https://doi.org/10.1109/4235.996017>

Doerner, K., Focke, A., & Gutjahr, W. J. (2005). Multicriteria tour planning for mobile healthcare facilities in a developing country. *European Journal of Operational Research*, 179, 1078–1096. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.10.067>

Fallis, A. . (2013). Análisis De Las Características Y Aplicaciones De Los Sistemas De Ruteo De Vehículos. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

FEMA. (2017). No Title. Retrieved April 28, 2018, from <https://www.fema.gov/hazus-detail>

Fonseca, C. M., & Fleming, P. J. (1993). Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization, Genetic Algorithms. *Proceedings of the Fifth International Conference*, (July), 416–423. <https://doi.org/citeulike-article-id:2361311>

- Galindo, G., & Batta, R. (2013). Review of recent developments in OR/MS research in disaster operations management. *European Journal of Operational Research*, 230(2), 201–211. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.01.039>
- Garcia-Najera, A., & Bullinaria, J. A. (2011). An improved multi-objective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *Computers and Operation Research*, 38(1), 287–300. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2010.05.004>
- González, G., & González, F. (2007). Metaheurísticas aplicadas al ruteo de vehículos . Un caso de estudio . Parte 2 : algoritmo genético , comparación con una solución heurística
Metaheuristics applied to vehicle routing . A case study . Part 2 : genetic algorithm , compared to a heuristics , 27(1), 149–157.
- Huang, M., Smilowitz, K., & Balcik, B. (2012). Models for relief routing: Equity, efficiency and efficacy. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 48(1), 2–18. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2011.05.004>
- Javadian, N., Modarres, S., & Bozorgi, A. (2017). A Bi-objective Stochastic Optimization Model for Humanitarian Relief Chain by Using Evolutionary Algorithms. *International Journal of Engineering*, 30(10), 1526–1537. <https://doi.org/10.5829/ije.2017.30.10a.14>
- Jozefowiez, N., Semet, F., & Talbi, E.-G. (2008). From Single-Objective to Multi-Objective Vehicle Routing Problems: Motivations, Case Studies, and Methods. In B. Golden & E. Wasil (Eds.), *THE VEHICLE ROUTING PROBLEM: LATEST ADVANCES AND NEW CHALLENGES* (pp. 445–471). Springer US.
- Khademi, N., Balaei, B., Shahri, M., Mirzaei, M., Sarrafi, B., Zahabiun, M., & Mohaymany, A. S.

- (2015). Transportation network vulnerability analysis for the case of a catastrophic earthquake. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 12, 234–254. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2015.01.009>
- Li, C., Chu, X., Chen, Y., & Xing, L. (2016). A knowledge-based technique for initializing a genetic algorithm. In *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* (Vol. 31, pp. 1145–1152). <https://doi.org/10.3233/JIFS-169043>
- Martinez, D. O. (2017). *DISEÑO DE UN SISTEMA DE APOYO A LA TOMA DE DECISIONES - DSS PARA LA GESTIÓN DE LAS ETAPAS PRE-DESASTRE DE SISMOS EN BUCARAMANGA, BASADO EN TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO (MACHINE LEARNING)*. Universidad Industrial de Santander.
- Mete, H. O., & Zabinsky, Z. B. (2010). Stochastic optimization of medical supply location and distribution in disaster management. *International Journal of Production Economics*, 126(1), 76–84. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2009.10.004>
- Montoya-Torres, J. R., Gutierrez-Franco, E., & Pirachicán-Mayorga, C. (2010). Project scheduling with limited resources using a genetic algorithm. *International Journal of Project Management*, 28(6), 619–628. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2009.10.003>
- Moratilla, A., Fernández, E., Sánchez, J. J., & Vicario, B. (n.d.). Selección óptima de operadores para el tratamiento de problemas VRP con Algoritmos Genéticos.
- Murugan, P., Kannan, S., & Baskar, S. (2009). NSGA-II algorithm for multi-objective generation expansion planning problem. *Electric Power Systems Research*, 79(4), 622–628. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2008.09.011>

- Osman, I. H., & Laport, G. (1996). Metaheuristics: A bibliography. *Annals of Operations Research*, 63, 513–623.
- Ransikarbum, K., & Mason, S. J. (2016). Multiple-objective analysis of integrated relief supply and network restoration in humanitarian logistics operations. *International Journal of Production Research*, 54(1), 49–68. <https://doi.org/10.1080/00207543.2014.977458>
- Rodriguez, T. A. (2014). *Solución de problemas tipo Flow-Shop mediante algoritmos evolutivos*. Universidad Nacional de Colombia.
- Rojas-ríos, L. F., & Muñoz-galeano, J. M. L. N. (2016). *Asignación Óptima de Presupuesto para Mejoramiento de la Calidad del Servicio en Sistemas de Distribución usando Algoritmo Genético No-Dominado II (NSGA-II) y un Algoritmo Memético Optimal Budget Assignment for Service Quality Improvement in Distributio* (Vol. 27). Medellín. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642016000100013>
- Safeer, M., Anbuudayasankar, S. P., Balkumar, K., & Ganesh, K. (2014). Análisis de transporte y distribución en logística humanitaria de emergencia. *Procedia Engineering*, 97, 2248–2258. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.12.469>
- Schaffer, J. D. (1985). Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. *The 1st International Conference on Genetic Algorithms*, (JANUARY 1985), 93–100. Retrieved from <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=657079>
- Talavera, F., Prieto, J., Crichigno, J., & Barán, B. (2004). *Comparación de algoritmos evolutivos multi-objetivos en un ambiente multicast*. Retrieved from <http://hdl.handle.net/10915/22550>

Toth, P., & Vigo, D. (2002). *The Vehicle Routing Problem*. Bologna, Italy: Society for Industrial and Applied Mathematics.

Tzeng, G. H., Cheng, H. J., & Huang, T. D. (2007). Multi-objective optimal planning for designing relief delivery systems. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 43(6), 673–686. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2006.10.012>