

**Un algoritmo híbrido para el problema de distribución de recursos post – desastres
sísmicos con demandas estocásticas en la ciudad de Bucaramanga.**

Mayra Alejandra Joya Millán, Tibusay Paola Tarazona Uribe

Trabajo de Grado para optar el título de Ingeniero Industrial

Directora

Karin Julieth Aguilar Imitola

MS.c en Ingeniería Industrial

Codirector

Henry Lamos Díaz

Ph.D. Física - Matemática

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2019

Dedicatoria

A Dios, mi fuente de fortaleza cada día, quien guiaba mi camino constantemente y me acompaña en todas las decisiones en mi vida.

A mi madre Marleny, mi gran ejemplo, el motor de mi vida, fuente de motivación y alegría, sinónimo de fuerza y valentía, quien me enseñó a jamás rendirme ante la adversidad, a enfrentar mis miedos, y luchar por mis sueños. Mi compañera y gran amiga.

A mis hermanos Jhoan y Jimena por acompañarme y estar siempre presentes, por exigirme cada día un poco más, pero sobre todo por ser la luz de mi vida.

A mi ángel Francisco (q.e.p.d) quien fue mi guía y padre durante toda su vida, y aún me brinda su paz desde el cielo, por enseñarme el significado del amor eterno y hacer de mí siempre mi mejor versión.

A Esteban, por ser mi compañero de batallas y de vida, por estar presente en cada caída y acompañarme sin dudar, por ser mi fuerza y mi polo a tierra, por tener siempre un abrazo reconfortante, por sacar de mí siempre una sonrisa y mostrarme lo fuerte que puedo ser.

A Carlos, Sara, Sergio y Jesús, por ser mi segunda familia y orar por mí en cada parte del proceso, por su acompañamiento, por ser palabra de aliento, por abrirme las puertas de su casa y siempre hacerme sentir como una hija más.

A Tibisay, por ser mi compañera de travesía, por pasar junto a mí los momentos más difíciles de mi vida y de mi carrera, por ser palabra de aliento y apoyo sincero, por soportar mis regaños y mis caídas pero sobre todo por mostrarme el verdadero valor de la amistad.

Mayra Alejandra Joya Millán

Dedicatoria

A Dios, quien siempre ha sido mi consuelo, mi guía, mi amigo y aquél que me brindó la fortaleza para ponerme en pie después de cada tropiezo; a él le debo todo lo maravilloso que conozco.

A mi madre Mercedes, la mujer más fuerte y amorosa que existe, el motor de mi vida, ese que me impulsa a volar por el cielo cada día, pero que no permite que pierda mi horizonte en la tierra.

A mi padre Jhon Walter y mi abuelita Ana del Carmen, que desde la eternidad han sido los ángeles que custodian mi camino.

A mi segundo padre José Iván, quien ha sido mi mentor y ha velado por mi bienestar con gran cariño y esmero hasta el sol de hoy.

A Jaime, mi compañero, mi amigo, mi amor, ese que logró pintarme un arcoíris después de cada tormenta, ese que ni un solo día dejó de confiar en mí y en mis capacidades.

A mi tía Tacha, mi tía Nubia, mi tío Guillermo y mi tío Ricardo, quienes, a su manera, día a día han aportaron un granito de arena para edificar el ser humano que soy hoy.

A mis amigos, Elisa, Iván, David y Andrés Núñez, quienes han vivido conmigo la travesía de ser estudiantes UIS; con los que he podido reír y llorar sin dejar de divisar un solo segundo la meta; a ellos que me enseñaron el verdadero valor de la amistad.

Y finalmente, pero no menos importante, a Mayra, mi amiga, mi compañera, mi polo a tierra, la que calmaba mis colapsos mentales y me devolvía la paz. Mayra la que trabajó hombro a hombro a mi lado y nunca me permitió rendirme; a ella gracias, porque este momento no habría sido posible sin los altos y los bajos que atravesamos juntas y de los cuales salimos victoriosas. ¡Gracias!

A todos y cada uno de ellos, sin dejar de lado a muchas otras personas que me apoyaron a lo largo de este viaje llamado vida, no me queda más que palabras de agradecimiento.

Con todo afecto y amor,

Tibisay Paola Tarazona Uribe

Agradecimientos

A Dios, por permitirnos culminar este camino satisfactoriamente.

Al grupo de investigación OPALO, por las herramientas brindadas en la ejecución del proyecto.

A la profesora Karin Julieth Aguilar Imitola, por su confianza, disponibilidad, paciencia y entusiasmo, quien más que nuestra directora, fue nuestro apoyo y guía.

A los profesores Javier Arias, Henry Lamos, Carlos Díaz y Olmedo González, por su acompañamiento y por la asesoría brindada durante esta investigación.

Tabla de contenido

Introducción	18
1. Generalidades del proyecto.....	20
1.1 Planteamiento del problema.....	20
1.2 Justificación del proyecto	21
1.3 Objetivos	23
1.3.1 Objetivo general.....	23
1.3.2 Objetivos específicos	23
1.4 Metodología	24
2. Revisión de la literatura	26
2.1 Análisis Bibliométrico	26
2.2 Análisis preliminar de la literatura.....	29
3. Marco teórico	33
3.1 Desastres	33
3.1.1 Logística Humanitaria.....	35
3.1.2 Modelo de ruteo en logística humanitaria.....	35
3.1.3 Optimización Combinatoria.....	36
3.1.3.1 Definición de los Problemas de Optimización Combinatoria.....	36
3.1.4 Complejidad Computacional	37
3.1.4.1.1 Problemas NP.....	37
3.1.4.1.2 Problemas NP – hard	37
3.1.5 Métodos de Solución de un Problema de Optimización Combinatoria	37
3.1.5.1 Algoritmos Exactos.....	37
3.1.5.2 Algoritmos Heurísticos	38
3.1.5.2.1 Heurísticas Constructivas.....	38
3.1.5.2.2 Métodos de Búsqueda Local.....	38

3.1.5.3	Algoritmos Metaheurísticos.....	38
3.1.5.3.1	Optimización por Enjambre de Partículas (PSO)	39
3.1.5.3.2	Algoritmo Genético (GA).....	42
3.1.5.3.3	Genes y Cromosomas	45
3.1.5.3.4	Representación de la población	45
3.2	Métodos Híbridos.....	47
3.3	Problema de ruteo de Vehículos (VRP).....	48
3.3.1	Definición del problema de ruteo de vehículos	48
3.3.2	Variantes del VRP.....	49
3.3.3	Problema de Ruteo de Vehículos Capacitados	50
3.3.3.1	Características Generales	50
3.3.3.2	Método de solución de CVRP.....	51
3.3.3.3	Heurísticas para el CVRP	51
3.3.4	Problema de enrutamiento de vehículo estocástico.	52
3.3.4.1	Problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas (VRPSD).....	53
4.	Formulación matemática.....	55
4.1	Elección de la política de servicio	55
4.2	Formulación Matemática del VRPSD Aplicado a Logística Humanitaria	55
5.	Diseño del algoritmo para el VRPSD	58
5.1	Representación algoritmo genético para el VRPSD	58
5.1.1	Representación del cromosoma	58
5.1.1.1	Operadores	59
5.1.1.1.1	Operador de selección.....	59
5.1.1.1.2	Operador de cruce combinado	59
5.1.1.1.3	Operador de mutación.....	59
5.1.1.2	Ejemplo de algoritmo genético para el VRPSD	60
5.2	Descripción del algoritmo de optimización por enjambre de partículas.....	67
5.2.1	Representación de la solución.....	68
5.2.1.1	Método de Codificación y decodificación	69

ALGORITMO HÍBRIDO PARA EL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE RECURSOS	11
5.2.1.1.1 Codificación de la ruta	69
5.2.1.1.2 Decodificación de la ruta	70
6. Validación del algoritmo.....	73
6.1 Instancias.....	73
6.2 Resultados de la validación.....	74
7. Caso de estudio	76
7.1 Análisis de mapas	76
7.1.1 Descripción de las rutas	78
7.1.2 Calculo de la demanda	78
7.2 Red de transporte	79
7.3 Generación de escenarios.....	81
8. Resultados	83
8.1 Resultados generales	83
9. Conclusiones	87
10. Recomendaciones	89
Referencias bibliográficas.....	90

Lista de figuras

Figura 1. Fases metodológicas de un estudio en investigación de operaciones.....	24
Figura 2. Publicaciones realizadas por año en gráfico de Aduna.	27
Figura 3. Campos de acción en gráfico de aduna	27
Figura 4. Número de publicaciones por país en gráfico de aduna.	28
Figura 5. Autores con mayor número de publicaciones en grafico de aduna.	29
Figura 6. Ciclo de la gestión de desastres.	34
Figura 7. Representación del Fenotipo y Genotipo	44
Figura 8. Configuración de una población al combinar cuatro cromosomas	45
Figura 9. Resumen de los algoritmos genéticos.....	47
Figura 10. Ejemplo del VRP, con 1 depósito, 9 clientes (afectados) y 2 vehículos.	49
Figura 11. Heurística para problemas de ruteo de vehículos	52
Figura 12. . Ejemplo de ruta planeada para un problema de ruteo de vehículos	58
Figura 13. Ejemplo de mutación con operador Slide.....	60
Figura 14. . Ejemplo de representación de seis soluciones para una posible ruta que cubrirá siete albergues.	61
Figura 15. Ejemplo de operador cruce de la ruta que cubrirá siete albergues.	63
Figura 16. Ejemplo de mutación de los padres 1 para la ruta que cubre 7 albergues.	64
Figura 17. Ejemplo de mutación de los padres 2 y 3 para la ruta que cubre 7 albergues.	65
Figura 18. Diagrama de flujo del Algoritmo Genético.....	66
Figura 19. Etapas del PSO.	68
Figura 20. Parámetros Básicos del Algoritmo	71
Figura 21. Diagrama de flujo del PSO.....	72
Figura 22. . Simbología implementada para representar los albergues y el deposito.....	76
Figura 23. Ubicación de los albergues en el mapa.....	77
Figura 24. Comportamiento de la Probabilidad de la demanda en cantidad de kits.	79
Figura 25. Red de transporte de Bucaramanga.	81
Figura 26. Visualización del albergue colegio Café Madrid y sus características.....	82
Figura 27. Ruta 6 del escenario con intensidad 7.	83

Figura 28. Resultado comparativo entre algoritmos genético (AG) y enjambre de partículas (PSO)..... 86

Lista de Tablas

Tabla 1. Cumplimiento de objetivos..... 19

Tabla 2. Valores fitness de cada solución propuesta. 62

Tabla 3. Valores fitness de cada descendencia obtenida. 65

Tabla 4. Ejemplo conversión de las soluciones en valores posiciones continuas..... 70

Tabla 5. Ejemplo para la aplicación de ROV 70

Tabla 6. Resumen de resultados de la validación de las instancias de Solomon. 75

Tabla 7. Niveles de vulnerabilidad de un albergue..... 77

Tabla 8. Resultado comparativo entre algoritmos genéticos (AG) y enjambre de partículas.....78

Lista de apéndices

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

Apéndice A. Pseudocódigo de la programación desarrollada

Apéndice B. Validación de instancias para el algoritmo propuesto

Apéndice C. Comportamiento de la demanda en los albergues

Apéndice D. Comportamiento de la demanda en el escenario analizado

Apéndice E. Datos correspondientes a la mejor ruta del algoritmo híbrido

Apéndice F. Artículo publicable

RESUMEN

TÍTULO: UN ALGORITMO HÍBRIDO PARA EL PROBLEMA DE DISTRIBUCIÓN DE RECURSOS POST – DESASTRES SÍSMICOS CON DEMANDAS ESTOCÁSTICAS EN LA CIUDAD DE BUCARAMANGA*

AUTORES: JOYA MILLÁN, MAYRA ALEJANDRA
TARAZONA URIBE, TIBISAY PAOLA**

PALABRAS CLAVES: LOGÍSTICA HUMANITARIA, OPTIMIZACIÓN, ALGORITMO GENÉTICO, OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS, PSO, TRANSPORTE, RUTEO DE VEHÍCULOS, METAHEURÍSTICAS, DEMANDAS ESTOCÁSTICAS, EMERGENCIA, CATÁSTROFE, DESASTRE, COMPONENTE ESTOCÁSTICO, DISTRIBUCIÓN,

DESCRIPCIÓN

El presente trabajo contempla una hibridación de dos metaheurísticas, algoritmo genético y enjambre de partículas para optimizar el ruteo de vehículos encargados de la distribución de recursos en la fase pos-desastre ocasionada por un sismo en la ciudad de Bucaramanga. Se formuló un modelo matemático y con base en este, se tiene como objetivo disminuir tanto los tiempos de entrega como la demanda insatisfecha de los albergues, garantizando la mayor cobertura posible en cada entrega de recursos (kits) y dando solución al problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas (VRPSD). Así mismo se recolectó la información necesaria para la asignación de recursos (kits) equitativamente para cada uno de los albergues, los cuales fueron modelados como nodos con su respectiva oferta y demanda para alimentar un sistema de información geográfico y dichos nodos son los que constituyen la red de transporte. La validación de la eficacia y eficiencia del modelo desarrollado, se realizó a partir de instancias de la literatura y el planteamiento de un escenario supuesto para la ciudad (sismo de intensidad 7 según la escala de Mercalli); donde se contemplan setenta y tres (73) albergues más un (1) depósito. Para la respectiva visualización de los resultados se trabajó una herramienta web basada en el lenguaje de programación Python. Los resultados permitirán al encargado de la toma de decisiones, designar las rutas más rápidas entre el depósito y los albergues para suplir la demanda en el menor tiempo posible, disminuyendo así las pérdidas de vidas humanas en el caso de una emergencia sísmica.

* Trabajo de grado

**Facultad de ingenierías Físico-mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Directora. Karin Julieth Aguilar Imitola, MS.c en Ingeniería Industrial.

ABSTRACT

TITLE: A HYBRID ALGORITHM FOR THE PROBLEM OF DISTRIBUTION OF POST RESOURCE – SEISMIC DISASTERS WITH STOCHASTICS DEMANDS IN BUCARAMANGA CITY*

AUTHORS: JOYA MILLAN, MAYRA ALEJANDRA
TARAZONA URIBE, TIBISAY PAOLA**

KEYWORDS: HUMANITARIAN LOGISTICS, OPTIMIZATION, GENETIC ALGORITHM, OPTIMIZATION BETWEEN SWITCHING PARTICLES, PSO, TRANSPORTATION, ROUTING OF VEHICLES, METAHEURISTICS, STOCHASTICS DEMANDS, EMERGENCY, DISASTER, DISTRIBUTION.

DESCRIPTION

The present work includes a hybridization of two metaheuristics, genetic algorithm and switching of particles in order to optimize the routing of vehicles responsible for the distribution of resources in the post-disaster phase caused by a seismic in Bucaramanga city.

It was formulated a mathematical model and based on this, it aims to reduce both the delivery time and the dissatisfied demand of the shelters, guaranteeing the greatest possible coverage in each delivery of resources (kits) and solving the problems of routing vehicles with stochastic demands. (VRPSD). Likewise, was collected the necessary information for the allocation of resources (kits) equally for each of the shelters which were modeled as nodes with their respective supply and demands to feed a geographic information system and said nodes are those that constitute the transport network. The validation of the effectiveness and efficiency of the developed model was made from instance of the literature and the approach of a supposed scenario for the city (seismic with measuring (7) seven on the Mercalli scale) where they are contemplated seventy- three (73) shelters plus one a warehouse. For the respective visualization of the result was used a web tool based on the Python programming language. The result will allow the decision maker, designate the fastest routes between the warehouse and the shelters to meet the demand in the shortest time possible, decreasing so the loss of human lives in the case of a seismic emergency.

*Degree work

*Faculty of Physico-mechanical Engineering. Studies School industrials and Businesses
Director. Karin Julieth Aguilar Imitola, MS.c in Industrial Engineering.

Introducción

La Federación Internacional de Sociedades de la Cruz Roja (FICR), enumera los tipos de desastres como: (1) Huracanes, ciclones y tifones, (2) Inundaciones, (3) Sequías, (4) Terremotos, (5) Erupción volcánica, (6) Epidemias, (7) Hambruna e inseguridad alimentaria, (8) Desastres provocados por el hombre, (9) Movimiento de la población y (10) Desastres tecnológicos (IFRC, s.f). Estos acontecimientos mencionados, son comúnmente inusuales e impredecibles y afectan a la población humana en diferentes proporciones y zonas en el mundo. Específicamente los sismos se presentan con la fractura en la corteza terrestre a lo largo de donde se mueven los bloques rocosos que son separados por una falla geológica; estos bloques rocosos poseen asperezas que en determinado momento no soportan más presión y se produce un deslizamiento, liberando así energía acumulada en formas de ondas sísmicas generando un terremoto.

Entre los desastres más destructivos de los últimos 10 años, está el de Haití el 12 de enero de 2010, este terrible evento natural de 7 grados (en la escala de Richter) dejó 316 mil muertos y 1,6 millones de personas sin hogar; en el mismo año 2010 el 27 de febrero, fallecen 526 personas en un terremoto de 8,8 grados en Chile, sin contar el tsunami posterior que arrasó las costas del mismo país; 14 de abril del 2010 un sismo de 7,1 grados en Quinghai (China) deja 2700 muertos, el 11 de marzo de 2011 en Japón un cataclismo de 9 grados y el tsunami subsiguiente dejan como resultado 15.880 muertos y 2.698 desaparecidos, hecho que además afectó la central nuclear de Fukushima.

A raíz de estos sucesos, como se mencionó anteriormente, impredecibles e imposibles de controlar por el ser humano, nace la Logística Humanitaria en Atención a Desastres y el concepto de gestión del riesgo de desastres, que es una herramienta con la que se ejecutan los procesos de conocimiento del riesgo, reducción del riesgo y el manejo de los desastres (Sistema Nacional de Gestión del Riesgo de Desastre (Vitoriano, Ortuño, & Tirado, A multi-criteria optimization model for humanitarian aid distribution, 2011) que se divide en dos grandes etapas, (1) pre – desastre, donde se llevan a cabo las operaciones de apoyo que incluyen la realización de actividades de **mitigación**, las cuales buscan reducir el riesgo a largo plazo de un desastre o disminuir sus posibles consecuencias, y la **preparación**, que busca lograr una respuesta más eficiente. (2) pos– desastres,

conocidas como operaciones de desarrollo y que se dividen en la fase de **respuesta**, cuyo objetivo es el despliegue de recursos vitales para atender a la población afectada, y la fase de **recuperación**, que busca restituir el funcionamiento normal de la comunidad (Vitoriano, Ortuño, & Tirado, 2011). Es por ello que el presente proyecto pretende tomar como objeto de estudio la etapa pos-desastres, específicamente la solución al problema de ruteo de vehículos para la distribución de recursos por medio de un algoritmo híbrido que contempla las heurísticas Enjambre de Partículas (PSO) y Genético.

Tabla 1.
Cumplimiento de objetivos.

Objetivos específicos	Numerales relacionados
Revisar la literatura sobre el problema de ruteo de vehículos con demanda estocástica (VRPSD) y los modelos usados para la solución de dicho problema en la gestión de desastres.	CAPÍTULO 2
Diseñar la red de transporte para el problema de distribución de recursos post desastres sísmicos para la ciudad de Bucaramanga con demanda estocástica.	CAPÍTULO 7
Desarrollar un modelo matemático para la distribución de recursos pos-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga.	CAPÍTULO 4
Diseñar un algoritmo híbrido combinando las metaheurísticas algoritmo genético y enjambre de partículas.	CAPÍTULO 5
Validar el algoritmo desarrollado mediante instancias de la literatura y un escenario de desastre sísmico en la ciudad de Bucaramanga.	CAPÍTULO 6 y 7
Elaborar un artículo publicable en base a la investigación realizada.	APÉNDICE F

1. Generalidades del proyecto

1.1 Planteamiento del problema

Bucaramanga, es una ciudad colombiana en zona de alto riesgo por su cercanía al nido sísmico de más alta actividad del mundo gracias al paso de tres fallas extendidas a lo largo del departamento, originadas en las placas tectónicas Nazca, Caribe y Continental.

Según el plan de ordenamiento territorial de la misma ciudad (Bucaramanga) en el periodo de 2013 – 2027 al igual que el plan Municipal de Gestión del Riesgo de Desastres (Versión 2013), la ciudad se identifica como vulnerable ante las posibilidades de un fuerte sismo, permitiendo así tomarla como el propósito para el desarrollo de conocimiento referente a la gestión e implementación de la cadena de suministros de recursos humanitarios, la cual puede definirse como una red de personal voluntario y especializado que interactúa con un conjunto de bienes y servicios para satisfacer la demanda de la población afectada por la catástrofe.

La ocurrencia de desastres, bien sea naturales o de cualquier tipo, genera un alto impacto y plantea de esta forma una serie de desafíos para cada uno de los involucrados (damnificados, gobiernos nacionales, voluntarios, etc); sin embargo, las políticas de desastres actuales son reactivas con un enfoque a corto plazo, pues se centran en responder a un desastre natural para restaurar la comunidad a la normalidad en el menor tiempo posible, por ello la literatura sugiere que se necesitan inversiones en planes de recuperación de desastres a largo plazo que fortalezcan la capacidad de las comunidades para prepararse y planificar, absorber, responder y recuperarse de desastres presentes y futuros y así da un paso vital hacia la sostenibilidad (Cutter, 2013). Por tanto, uno de los elementos más críticos al momento de responder ante un desastre natural es la preparación de la distribución adecuada y eficiente de los suministros a las zonas afectadas, conocido como un problema de ruteo de vehículos capacitados (CVRP), que se aplica en la logística humanitaria, para planificar, implementar y controlar el flujo y almacenamiento de materiales, desde el punto de origen hasta las zonas de afectación, con el objetivo de satisfacer las necesidades de los afectados. La mayor dificultad que se puede presentar al momento de planificar dicha distribución de recursos, es el hecho de que la demanda en este tipo de desastres será estocástica, pues no podrá ser determinada.

Lo anterior sustenta la importancia de la investigación que se realizará para lograr definir las rutas de distribución adecuadas para la entrega de recursos pos-desastres en la ciudad de Bucaramanga, ahondando en el problema de ruteo de vehículos con demanda estocástica (SDVRP) que busca minimizar las distancias recorridas con una demanda incierta. El SDVRP al ser un problema de tipo NP-Hard, es decir, computacionalmente difícil de resolver, es abordado mediante técnicas heurísticas y metaheurísticas, razón por la cual se tomará un algoritmo híbrido que combina las metaheurísticas de algoritmo genético y el enjambre de partículas, con el propósito de encontrar una solución adecuada al problema de distribución de recursos pos – desastre coordinada.

1.2 Justificación del proyecto

En la última década los países latinoamericanos se han visto afectados en mayor proporción respecto a décadas anteriores, por desastres naturales, más específicamente sucesos sísmicos; dichos sucesos y su componente imprevisible representan una dificultad mayor al momento de la respuesta.

Con exactitud se centrará en Bucaramanga, ciudad de Colombia que se encuentra en zona de alto riesgo gracias a su cercanía al nido sísmico de mayor actividad en el mundo y al paso de tres fallas sísmicas extendidas a lo largo del territorio originadas en las placas tectónicas Nazca, caribe y Continental.

El plan de ordenamiento territorial de Bucaramanga 2013 - 2027 al igual que el plan Municipal de Gestión del Riesgo de Desastres (versión 2013) reconocen la vulnerabilidad de la ciudad ante un fuerte sismo, lo que da lugar a una nueva rama de estudio del grupo de investigación Ópalo perteneciente a la Escuela de Estudios Industriales y Empresariales de la Universidad Industrial de Santander referente a la logística humanitaria y atención a desastres con el propósito de reducir el número de víctimas y pérdidas económicas al agilizar las acciones de respuesta y resiliencia ante una amenaza sísmica.

Este proyecto se plantea con el fin de complementar un trabajo de investigación que ya ha sido planteado anteriormente por compañeros de la escuela (EEIE -UIS) bajo los términos de demanda determinística. Las acciones para la rápida respuesta y resiliencia ante dicha amenaza sísmica

como ya ha sido mencionado en los párrafos previos, exponen la necesidad de definir rutas de acceso para los recursos que atienden las necesidades de la emergencia y debido a la aleatoriedad de estos sucesos, para realizar un acercamiento a la realidad, en el ruteo de los vehículos para la distribución de recursos pos-catástrofe se deben tomar parámetros estocásticos como la demanda, asociados a la incertidumbre inherente de los desastres naturales. El propósito de esta investigación es proponer una solución al problema de distribución de recursos en desastres sísmicos para la ciudad de Bucaramanga mediante el desarrollo de un algoritmo híbrido (combinando las metaheurísticas algoritmo genético y enjambre de partículas).

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Diseñar un algoritmo híbrido para el problema de distribución de recursos post - desastres sísmicos con demandas estocásticas en la ciudad de Bucaramanga.

1.3.2 Objetivos específicos

- Revisar la literatura sobre el problema de ruteo de vehículos con demanda estocástica (VRPSD) y los modelos usados para la solución de dicho problema en la gestión de desastres.
- Diseñar la red de transporte para el problema de distribución de recursos post desastres sísmicos para la ciudad de Bucaramanga con demanda estocástica.
- Desarrollar un modelo matemático para la distribución de recursos pos-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga.
- Diseñar un algoritmo híbrido combinando las metaheurísticas algoritmo genético y enjambre de partículas.
- Validar el algoritmo desarrollado mediante instancias de la literatura y un escenario de desastre sísmico en la ciudad de Bucaramanga.
- Elaborar un artículo publicable en base a la investigación realizada.

1.4 Metodología

La metodología de este trabajo de investigación se fundamentará en las etapas usuales – no secuenciales - de un estudio de investigación de operaciones (OR), que usa como base el método científico para explorar los problemas.

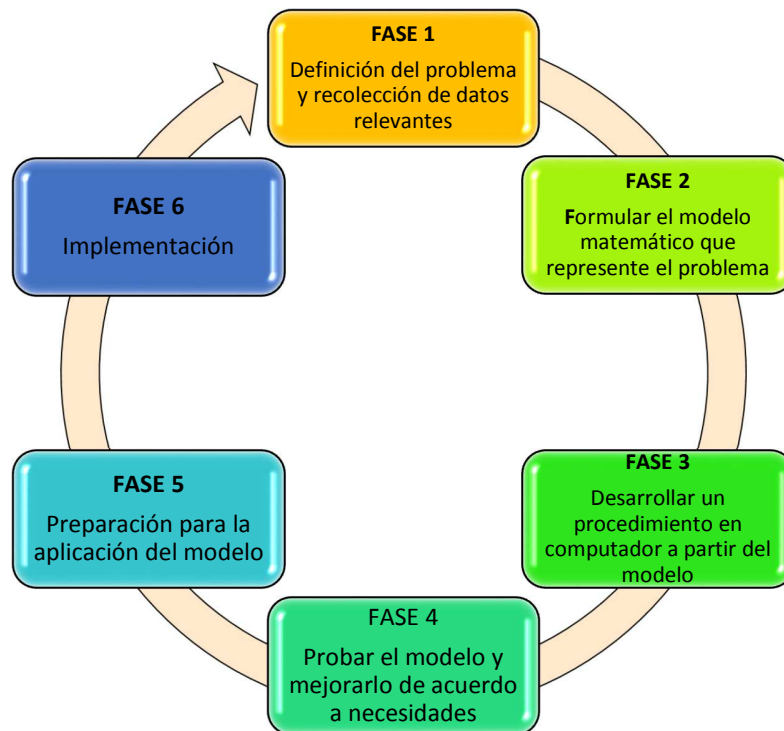


Figura 1. Fases metodológicas de un estudio en investigación de operaciones.

Las etapas planteadas (figura 1) por este método se acogen perfectamente a las necesidades de esta investigación.

Fase 1. Definición del problema y recolección de datos

Luego de reconocer el problema de gestión de desastres, que perjudica a la sociedad en general y específicamente a la ciudad de Bucaramanga, y de analizar la preocupación por la preparación que se tiene en cuanto a logística humanitaria (en caso de presentarse un tipo de desastre natural en la región), se decide comenzar la investigación acerca de la distribución de recursos pos-desastres con las siguientes actividades:

- Seleccionar la bibliografía disponible en bases de datos online (web of science) correspondiente a los modelos de optimización aplicados a las fases de gestión de desastres.

- Identificar en la literatura aquellos de algoritmos híbridos evolutivos para la solución del problema de ruteo con demandas estocásticas y las aplicaciones de estos en la gestión de desastres.
- Establecer los insumos pertinentes para el desarrollo de la misma investigación, dentro de los cuales están la red de localización y transporte, para lo cual se deben establecer los parámetros, variables (distancia, tiempo, demanda) y las características adecuadas para la elaboración de la red, identificados mediante la revisión de fuentes de información como estudios de vulnerabilidad, estudios de tráfico y transporte, plan de emergencia local de Bucaramanga, microzonificación sísmica, entre otras.
- Determinar el método adecuado para modelar la distancia entre nodos en la red.
- Estandarizar los nodos de la demanda y la oferta, entre otros.

Fase 2. Formulación del modelo matemático

Para realizar la formulación del problema se deben ejecutar las siguientes actividades:

- Comprender las bases y los fundamentos teóricos del problema de ruteo de vehículos capacitados con demandas estocásticas, identificando los parámetros, variables y restricciones, para establecer el modelo matemático.
- Determinar los criterios que deben cumplir las rutas que serán seleccionadas para llevar a cabo la distribución de las ayudas humanitarias.
- Construir el modelo matemático del VRPSD para las rutas de distribución de los recursos post – desastre sísmico.

Fase 3. Desarrollo de un procedimiento en computador

Formulado el modelo matemático, se desarrolla un procedimiento mediante la aplicación de un algoritmo híbrido, con el propósito de encontrar una solución factible al problema, mediante:

- Construcción del algoritmo híbrido para la solución del VRPSD en el lenguaje de programación PYTHON.

Fase 4. Probar el algoritmo

Se debe ejecutar el algoritmo, con el objetivo de determinar las mejoras y/o ajustes que deben ser realizados.

- Ejecutar el programa para establecer si los resultados que han sido arrojados por el mismo se pueden considerar como válidos, teniendo en cuenta las diferentes restricciones asociadas al problema, así como la función objetivo y los parámetros del modelo.

Fases 5. Preparación del algoritmo

- En caso de ser necesario, ajustar el modelo matemático de acuerdo a los resultados obtenidos en las pruebas realizadas, y realizar los experimentos numéricos necesarios para probar la hipótesis.

Fase 6. Implementación del algoritmo

- Validar el algoritmo propuesto en instancias de la literatura
- Validar el método de solución propuesto en un escenario de desastres para Bucaramanga.

2. Revisión de la literatura**2.1 Análisis Bibliométrico**

Los desastres naturales son fenómenos que no se pueden predecir ni mucho menos detener, siendo inevitable que afecten la vida de las especies que habitan el planeta, estos han sido por décadas el motivo de pérdidas humanas y económicas incalculables para la sociedad, motivo por el cual se han convertido en un objeto de estudio cada vez más significativo con el fin de encaminar todos los esfuerzos a establecer respuestas cada vez más efectivas ante este tipo de situación. Para darse una idea de la importancia que ha tomado este tema en la literatura, se presenta a continuación un análisis bibliométrico realizado a 48 artículos, los cuales fueron hallados mediante la búsqueda en la colección principal de Web of Science, utilizando palabras claves como “disaster”,

“emergency”, “catastrophe”, “transportation”, “humanitarian”, “resources distribution”, “hybrid” y “genetic”.

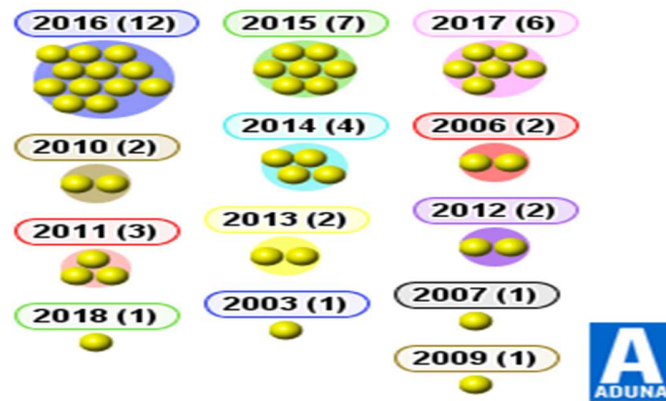


Figura 2. Publicaciones realizadas por año en gráfico de Aduna. Adaptado de Vantage Point.

A través del análisis de la información obtenida se puede observar que (figura 2), en los años 2003, 2007 y 2009 se cuenta con una publicación anual, mientras que, en los años 2004, 2005 y 2008 no se realizó ninguna publicación relacionada con el tema. Sin embargo para el período comprendido entre 2010 y 2018 la generación de material bibliométrico relacionado con la gestión de desastres viene en crecimiento en los últimos años, siendo notoria una relación directa a la cantidad de desastres registrados en la última década como el de Haití, Chile y Japón; en los años 2015 y 2016 se puede notar un mayor número de publicaciones, con base a lo anterior se puede concluir que la gestión de desastres es un tema de interés actual que aún cuenta con un potencial en auge para su estudio y análisis.

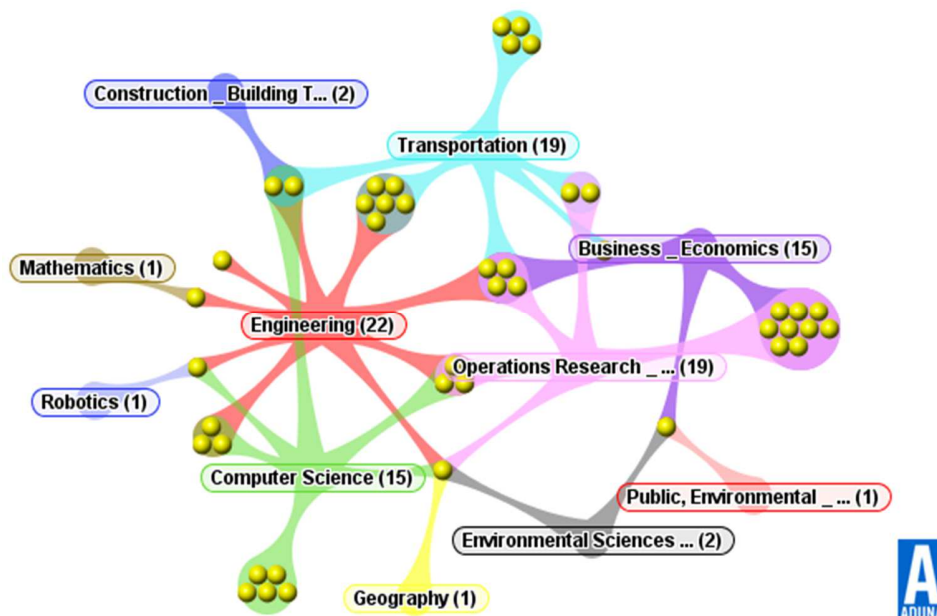


Figura 3. Campos de acción en gráfico de aduna. Adaptado de Vantage Point.

Se puede analizar además los campos de acción en los cuales ha sido estudiado el tema de interés, siendo evidente que dentro de los de mayor importancia se encuentra la ingeniería y el transporte, seguidas muy de cerca por las ciencias computacionales, los negocios y la economía (Figura 3); lo que permite identificar que la problemática estudiada es de gran valor para esta área de estudio.

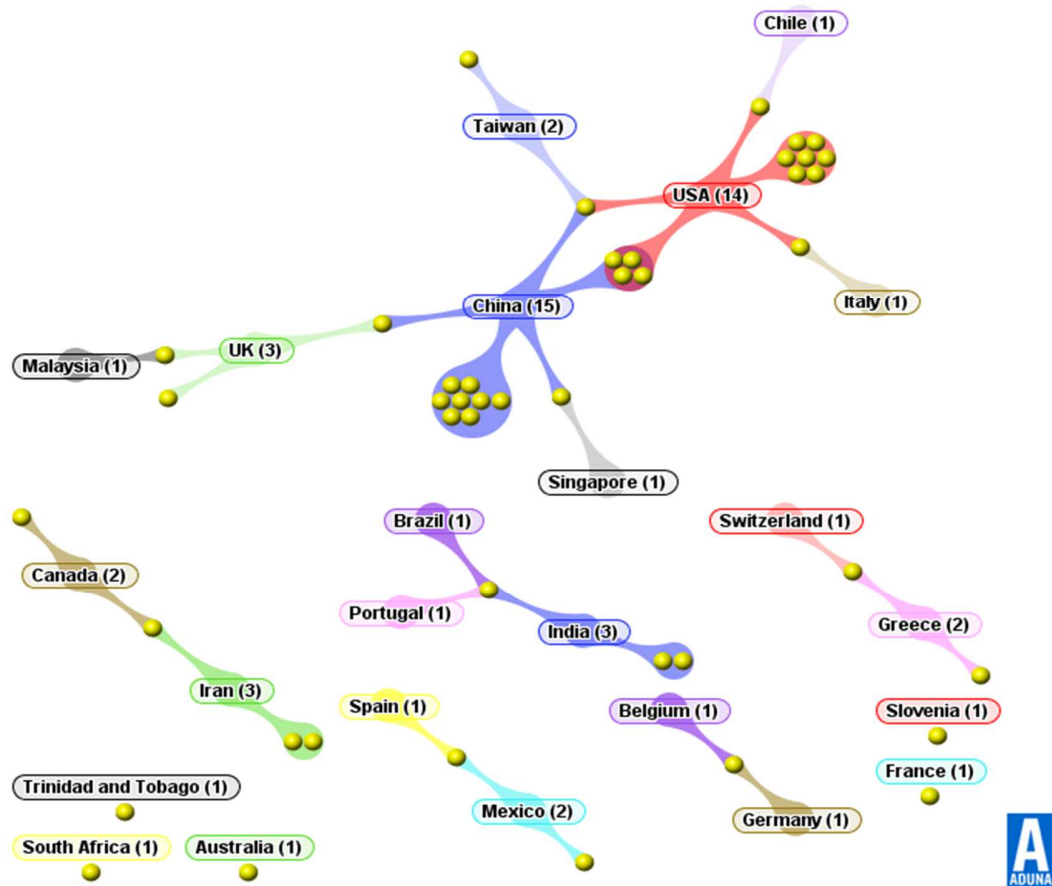


Figura 4. Número de publicaciones por país en gráfico de aduna. Adaptado de Vantage Point

En la figura 4 se aprecia la lista de países que han publicado respecto al tema de logística humanitaria; el país que lidera el ranking de publicaciones es USA seguido de China, debido a la alta probabilidad de sufrir huracanes y tsunamis respectivamente. Teniendo en cuenta que países latinoamericanos como Guatemala, Costa Rica, El Salvador, Nicaragua, Chile, Honduras, Ecuador, Panamá, Perú, Colombia y México se encuentran dentro de los más propensos a sufrir eventos similares, se esperaría que la investigación dirigida a este campo fuese mucho mayor de lo que es actualmente, sin embargo, el número de publicaciones es muy reducido, factor que motiva el desarrollo de esta investigación.

El trabajo en temas de logística humanitaria es cada vez más común, pues los académicos se han dado cuenta de la necesidad de enfrentar estos fenómenos con tiempos más cortos, menores costos y mayor eficiencia, países como China han decidido trabajar de forma colaborativa con otras naciones tales como Singapur, Reino Unido, Taiwán y Estados Unidos, este último a su vez presenta publicaciones en conjunto con Italia, Chile, Taiwán y China , basados en las similitudes de los riesgos que presentan, las consecuencias que han traído para cada uno de ellos y en la mitigación que se ha podido generar de forma individual, logran encontrar mejores soluciones analizando las fallas que han podido presentarse en otros lugares y obtienen así un mejoramiento continuo en la práctica del ciclo de gestión de los desastres.



Figura 5. Autores con mayor número de publicaciones en grafico de aduna. Adaptado de Vantage Point.

Estas publicaciones han sido realizadas con trabajo colaborativo entre autores de un mismo país, que aportan diferentes puntos de vista y campos de la ciencia al estudio y análisis de estos fenómenos, así como los métodos de recuperación y la resiliencia necesaria para superar dichas catástrofes, con el objetivo de salvaguardar vidas y mejorar la capacidad de respuesta de cada uno de los países a los que pertenecen.

2.2 Análisis preliminar de la literatura

El planeta tierra a través de los años ha estado expuesto a diferentes tipos de acontecimientos, ya sean naturales o provocados por el hombre; estos sucesos que en el presente documento se denominan como desastres naturales, están definidos como “un acontecimiento repentino,

calamitoso que interrumpe seriamente el funcionamiento de una comunidad o la sociedad y causa pérdidas que obstaculizan gravemente el funcionamiento de una comunidad o la sociedad y causa pérdidas humanas, materiales, económicas o ambientales, que exceden la capacidad de la sociedad para adaptarse usando sus propios recursos” (EIRD,2004). El Dr. Luk van Wassenhove de INSEAD (*Institut Européen d'Administration des Affaires*), recientemente escribió seis casos sobre logística humanitaria en situaciones de desastre, comentando que "el tema de la gestión de desastres es absolutamente fascinante y está adquiriendo más importancia" (Van Wassenhove, 2003). Entre otros desarrollos que fueron prometedores, está el anuncio del Premio de Innovación Estratégica de Ciencias de Gestión EURO-MSSIP 2006, donde el tema invitado fue, OR / MS (*Operational Research and Management Science*) en Seguridad Humanitaria. Este concepto de OR/MS en Seguridad Humanitaria está definido como "todas aquellas situaciones en las que la supervivencia, el bienestar, la salud o los derechos fundamentales y la libertad de las personas, ya sean poblaciones enteras o grupos sociales particulares se encuentran frente a una condición de amenaza". El jurado del MSSIP 2006 afirma que de los muchos problemas desafiantes que surgen dentro del área de seguridad humanitaria, nace la necesidad de desarrollar nuevas metodologías o nuevas variantes de las anteriores, como logística de emergencia (Gendreau, Laporte , & Séguin, 1996).

Como se ha mencionado anteriormente, este tipo de catástrofes en la actualidad no pueden ser predichas por el hombre, pero si se puede desarrollar un plan de respuesta que reduzca el tiempo que se tarda una comunidad en retornar a la cotidianidad. Con la implementación de ciertos procesos, de los cuales generalmente la población no puede hacerse responsable y debe ser el gobierno quien haga frente a toda la organización de la logística humanitaria, expresión definida como el proceso de planeación, implementación y control eficiente de los flujos de productos, materiales e información desde los donadores hasta las personas afectadas con el fin de atender sus necesidades de supervivencia (López, Iniestra, & Colón, 2012).

Para una implementación exitosa de estos procesos, se tienen una serie de aspectos relevantes (Balcik y Beamon, 2008), que son:

- **Prestación Eficiente y Oportuna**
- **Incertidumbres Adicionales** (rutas inutilizables, seguridad, capacidad de las instalaciones e incertidumbre de la demanda).
- **Recursos Limitados** (suministro, gente, capacidad de transporte, combustible).
- **Comunicación y Coordinación** (daños a las líneas de comunicación, participación de terceros, el gobierno y la población civil, la inaccesibilidad a la información precisa de la demanda en tiempo real).

La logística humanitaria contempla cuatro etapas para lograr una oportuna atención, divididas de la siguiente manera:

- **Mitigación:** Etapa que usa la prevención como un mecanismo para la disminución de las consecuencias de un desastre natural.
- **Preparación:** Etapa que identifica los sitios para el albergue de la población afectada, los cuales deben ser seguros y contar con los requerimientos necesarios para cubrir las necesidades básicas de los individuos; en esta misma etapa se deben tener en cuenta los centros de distribución, la definición de un inventario posible y las rutas especificadas para la evacuación.
- **Respuesta al Desastre:** Esta etapa se centra en las actividades que se realizan una vez ocurre el desastre como la toma de decisiones, la alerta de evacuación, preparación y distribución de los recursos para suplir las necesidades a la población afectada y el manejo de medidas a implementar.
- **Rehabilitación:** Esta etapa inicia cuando se ha finalizado la respuesta al desastre con la intención de socorrer a la comunidad para retomar sus actividades cotidianas en el menor tiempo posible.

En el desarrollo de la logística de distribución se analiza el problema de ruteo de vehículos (VRP), en este caso específico su variante que contempla demandas estocásticas (VRPSD) y que se divide en dos tipos de enfoque (Dror et al., 1989):

- Esperar y Ver: las rutas se determinan justo después de conocer la probable demanda, lo que se termina convirtiendo finalmente en un problema netamente determinista.
- Aquí y Ahora: las rutas se definen en función de una demanda esperada, lo cual se denomina también como de probabilidad limitada, optimización probabilística u optimización a priori (Bertsimas, 1992) y que es justo el enfoque de este estudio.

Algunos autores han estudiado las soluciones para el VRPSD obtenidas bajo la estrategia de (1) re-optimización (Esperar y ver) y (2) políticas dinámicas (Aquí y ahora). En cuanto a la re-optimización, (Secomand & Margot, 2009) considera el VRPSD en donde en cada estado del problema (cada nodo), se define cuál será el siguiente cliente a visitar; (Christiansen & Lysgaard, 2007) resuelven el Problema de Ruteo de Vehículos con Capacidad y Demandas Estocásticas (CVRPSD) por medio del método exacto Branch and Price, el cual permite replantear la ruta en caso que ésta falle, es decir, cuando el vehículo no pueda satisfacer la demanda del cliente. Para ello, consideran las dos estrategias planteadas por (Bertsimas, 1992), observando que la primera estrategia (visitar a todos los clientes sin importar si éste tiene o no demanda) es mejor que la segunda, (no se visitan los clientes que no presentan demanda en determinado día). Así mismo, (Secomand & Margot, 2009) utilizan diferentes enfoques de re-optimización para resolver el VRPSD en donde se destacan las heurísticas de re-optimización parcial.

Por otra parte, en las políticas dinámicas (Gendreau, Laporte , & Séguin, 1996), proponen la primera solución exacta del problema en la literatura a través del método entero *L-Shaped*; (Tan , Cheong, & Goh) con un algoritmo evolutivo multiobjetivo, logran resolver el problema incorporando dos heurísticas de explotación local y un método de simulación para el cálculo del costo de la ruta. (Rei, Gendreau, & Soriano , 2010) Utilizan un método exacto para la solución en donde la evaluación de la función objetivo se realiza con una Simulación de Monte Carlo. (Laporte , Louveaux, & Van Hamme, 2001), e (Hjorring & Holt , 1999) implementan el método *L-Shaped*; (Mendoza & Et al, 2010), resuelven el VRPSD con múltiples compartimentos utilizando algoritmos meméticos y evolutivos mientras que (Mendoza , Castanier, & Guéret, 2011) usan heurísticas constructivas. Por su parte, (Chepuri & Homem De Mello, 2005) consideran una alternativa diferente para el VRPSD en donde proponen una heurística basada en el método de entropía cruzada (*cross-entropy method*), incluyendo además la simulación Monte Carlo con el propósito de mejorar el valor de la función objetivo en cada punto del dominio. En la búsqueda

por lograr dar una solución al VRPSD con descarga preventiva, (Galván, Arias, & Lamos, 2013) plantearon el framework SIM – EPSO, usando la metaheurística híbrida EPSO y la simulación Monte Carlo, construyeron un banco de pruebas utilizando un diseño experimental con un arreglo ortogonal L_8 ; el éxito de este algoritmo radica en la capacidad de balancear la explotación y la exploración en el espacio de búsqueda, ya que hace que el enjambre evolucione a través de los operadores de cruce y mutación empleados.

3. Marco teórico

3.1 Desastres

Existen muchos factores que intervienen en la logística de las operaciones humanitarias, como por ejemplo la naturaleza del evento en sí, para ello es de gran importancia distinguir a que se hace referencia cuando se habla de desastres. La Agencia Federal para la Gestión de Emergencia (FEMA) define desastre como un evento que causa 100 muertes o 100 víctimas humanas o daños por un valor de US\$ 1 millón, mientras que el CRED lo define como una situación o evento el cual excede la capacidad local de respuesta; un acontecimiento imprevisto y repentino que a menudo causa grandes daños, destrucción y sufrimiento humano, de acuerdo a una reciente ley aprobada en el congreso colombiano (ley 1523 de 2012) (IDEAM, 2012) un desastre es el resultado de la manifestación de uno o varios eventos naturales o antropogénicos, que exige del Estado y del sistema nacional ejecutar acciones de respuesta a la emergencia, rehabilitación y reconstrucción.

Con base a lo anterior se puede definir la gestión de desastres como un conjunto de procesos que están diseñados para implementarse antes, durante y después de los desastres, con el objetivo de prevenir o mitigar sus efectos; lo anterior implica preparación para los desastres, respuesta a ellos y por último apoyo y reconstrucción de la sociedad.



Figura 6. Ciclo de la gestión de desastres.

Este ciclo de gestión de desastres (figura 6) incluye cuatro etapas, ya mencionadas anteriormente en el análisis preliminar, pero que se traen al presente contexto por ser fundamentales para soportar la teoría de la investigación, las cuales se pueden observar en la figura 4: mitigación, preparación, respuesta y rehabilitación.

1. **Mitigación:** Aquellas actividades que se realizan con el objetivo de reducir el riesgo a largo plazo de un desastre o que ayuda a disminuir las posibles consecuencias que se presenten.
2. **Preparación:** En esta etapa se hace referencia a las actividades que son realizadas antes de que ocurra el desastre con el objetivo de lograr una respuesta más eficiente.
3. **Respuesta:** Involucra aquellas actividades realizadas luego de que ocurre un desastre y sus objetivos están enfocados al despliegue de recursos vitales para atender a la población afectada.
4. **Recuperación:** Esta etapa se realiza con el fin de restablecer el funcionamiento normal de la comunidad.

3.1.1 Logística Humanitaria. La logística humanitaria lidia con los desastres naturales como terremotos, tsunamis, huracanes, epidemias, escasez y hambruna entre otros, y aquellas catástrofes provocadas por el ser humano como, ataques terroristas y situaciones de violencia y guerra y otros eventos o bien, combinaciones naturales y humanas que ocurren simultáneamente (Kovács & Spens, 2009), enfrentando retos para procurar subsanar las necesidades de asistencia y seguridad de manera eficiente, así como la preparación y respuesta ante los desastres.

El principal problema en la gestión de la cadena de suministro en situaciones de emergencia es el hecho de ser tratada de la misma forma en que se maneja la cadena de suministro comercial, aunque cuentan con factores en común, hay que reconocer que el objetivo, la estrategia de gestión y el costo de no satisfacer la demanda son completamente diferentes, pues en la logística humanitaria la insatisfacción de la demanda de los afectados está relacionado con el aumento de tasas de mortalidad y morbilidad, lo cual conlleva un alto costo social.

3.1.2 Modelo de ruteo en logística humanitaria. La gestión en la cadena de suministro es muy compleja, y más aún en situaciones de emergencia, debido a la incertidumbre en la demanda, a la falta de infraestructura y de canales de información. Para contrarrestar esta incertidumbre es de vital importancia la planificación eficaz de las operaciones que forman parte del ciclo de vida de la gestión de desastres.

Una de las operaciones más importantes en un sistema de logística humanitaria es el transporte, pues incluye distribución de ayudas y suministros, transporte de víctimas y heridos, rutas de evacuación, entre otros. Dicha operación se puede modelar mediante operaciones de ruteo.

De acuerdo a Zheng, Chen y Ling, los modelos de ruteo pueden dividirse en dos categorías: ruteo de larga distancia (vehículos) y de corta distancia para los equipos de rescate y la población evacuada. El ruteo de corta distancia, se refiere a los planes de evacuación o las rutas de búsqueda y rescate de los heridos, los cuales son elementos fundamentales a la hora de reducir el número de muertes ante un desastre. Los problemas de planificación de rutas de tipo ordinario en el que se debe encontrar uno o más caminos cortos en un grafo, deben tener en cuenta factores altamente complejos, como por ejemplo, la evasión de obstáculos o la confiabilidad en la ruta (la cual depende del estado de la vía luego del desastre), haciendo así, que la velocidad de respuesta de este tipo de modelo sea de mayor importancia que la optimización de la planificación.

En la logística humanitaria el problema de ruteo de vehículos (VRP) se caracteriza por definir la programación de vehículos con capacidad limitada, que son los encargados de labores de vital importancia con tiempos de entrega muy estrictos y bajo algunas condiciones ambientales hostiles, los diferentes y variados recursos que se hace necesario suministrar ante estos desastres implican para este problema factores como múltiples depósitos, viajes y vehículos heterogéneos y otras variables similares a las que maneja la cadena de suministro de tipo comercial.

3.1.3 Optimización Combinatoria

3.1.3.1 Definición de los Problemas de Optimización Combinatoria. Usado comúnmente para hallar el valor de determinadas variables de decisión para maximizar o minimizar dependiendo el requerimiento de la función objetivo y a sus respectivas restricciones. En la literatura general, se maximizan las utilidades y minimizan los costos; en este caso peculiar, la meta es diseñar una ruta óptima para calcular el costo mínimo en función de la distancia que se recorre con la distribución.

La optimización combinatoria se define 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 las variables
- Una función objetivo f para maximizar o minimizar, donde $f: D \rightarrow R^*$

El conjunto de las posibles asignaciones factibles es:

$$S = \{s = (X_1, V_1), \dots, (X_n, V_n)\} \quad (1)$$

Donde $X_1 \in D_1$, s satisface todas las restricciones.

De esta forma la solución de un problema de optimización combinatoria consiste en encontrar un $s^* \in S$ tal que, $f(s^*) \leq f(s)$ para cualquier $s \in S$ si se minimiza o, $f(s^*) \geq f(s)$ si se maximiza.

En estos problemas las variables son agrupadas en conglomerados que representan objetos pertenecientes a una red de datos compleja como, por ejemplo, grafos o permutaciones. Dichas variables se sitúan en posiciones específicas para crear la configuración. En los problemas

combinatorios se exploran las configuraciones ideales, a partir de ello, se construyen una nueva serie de funciones de valor sobre el espacio dispuesto, dependiendo de la cantidad de estas, los escenarios combinatorios pueden ser uniobjetivos (una función de valor) y multiobjetivos (más de una función de valor) (Sanchez M. , 2000).

Los problemas de optimización combinatoria (CO) se clasifican de acuerdo a su complejidad computacional y permiten verificar si una opción de solución discreta es óptima.

3.1.4 Complejidad Computacional. Un problema desde el punto de vista computacional está conformado por “un conjunto de datos de entrada, un conjunto de datos de salida y una función que asigna a cada dato del problema, una salida correcta del mismo (**Perez & Sancho, 2003**).

Clasificar el problema de optimización que se pretende resolver en función de la teoría de la complejidad algorítmica es de vital importancia. Estos criterios de complejidad algorítmica son el espacio, es decir cuánta memoria y cuántos pasos se requieren para resolver el problema (Baños Navarro, 2006). Con base a esta idea, los problemas matemáticamente pueden clasificarse por su grado de dificultad, de esta manera los problemas pueden ser NP y NP-hard.

3.1.4.1.1 Problemas NP. Un problema p es NP si $p \in NP$ y todos los problemas en clase NP pueden ser reducidos a un problema p en un tiempo polinomial, esto implica que son problemas de la clase NP difíciles de resolver (Hamalainen, 2006).

3.1.4.1.2 Problemas NP – hard. Determinan si todos los problemas no tratables (NP) pueden convertirse en tratables (P). Los NP – hard son problemas en teoría muy similares a los anteriores pero muy difíciles de resolver, los cuales requieren en su mayoría de tiempos exponenciales para encontrar solución.

3.1.5 Métodos de Solución de un Problema de Optimización Combinatoria. Los modelos de optimización combinatoria son altamente atractivos para la producción académica, gracias a sus diversas aplicaciones en el mundo real además de su complejidad computacional. Los métodos pueden clasificarse en:

3.1.5.1 Algoritmos Exactos. Proporcionan la solución óptima para la instancia planteada en un tiempo acotado; sin embargo, tiene una contraindicación cuando se trata de optimización

combinatoria de la clase NP – Hard, ya que el tiempo estimado para la solución aumenta exponencialmente directamente proporcional al tamaño del problema. Entre los más usados están el método Branch and Bound y Programación Lineal (Chicano, 2007).

3.1.5.2 Algoritmos Heurísticos. Se utilizan para resolver los problemas de optimización a través de aproximación intuitiva, donde la estructura del problema se usa para hallar una adecuada solución. Estas pueden dividirse en heurísticas constructivas y métodos de búsqueda local.

3.1.5.2.1 Heurísticas Constructivas. Determinan soluciones por medio de la incorporación iterativa de elementos a una estructura vacía inicial, hasta completar una solución que cumpla con las restricciones. Esta heurística se puede usar cuando el problema se puede solucionar por decisiones sucesivas, por ejemplo, líneas de montaje o rutas como el algoritmo de ahorro de Clarke y Wright, típico del ruteo de vehículos clásico (Díaz, Glover, & H. Ghaziri, 1996).

3.1.5.2.2 Métodos de Búsqueda Local. Su procedimiento parte de una solución inicial y usa un operador para construir un vecindario, avanzando para encontrar mejoras hasta una solución óptima en el vecindario que cada vez es más aproximada que la anterior, a esta última solución se le conoce como óptimo local.

3.1.5.3 Algoritmos Metaheurísticos. Explora de manera eficiente el espacio de búsqueda a través del movimiento, eludiendo los óptimos locales. El termino metaheurística (Glover, 1986), es una estrategia que guía y modifica otras opciones heurísticas de manera que los resultados que proporciona son más robustos que los arrojados por el óptimo local y con la ventaja de que son más fáciles de implementar por la información especial que requieren.

Normalmente se utilizan dos estrategias para encaminar la búsqueda, que son la diversificación y la intensificación; respectivamente, una busca la exploración efectiva de todos los posibles vecindarios en el espacio disponible y la otra se centra en la exploración de sub-espacios reducidos.

Se tienen diferentes algoritmos (metaheurísticos) que se usan para resolver problemas de optimización combinatoria como lo son:

- **Optimización por Enjambre de partículas (PSO)**
- **Búsqueda Tabú (TS)**
- **Colonia de Abejas Artificial (ABC)**
- **Recocido Simulado (SA)**
- **Computación Evolutiva:** En el que se encuentran los algoritmos genéticos, la computación evolutiva y la estrategia evolutiva.

3.1.5.3.1 Optimización por Enjambre de Partículas (PSO). La optimización por Enjambre de Partículas (PSO) es un método de optimización estocástico, el cual simula computacionalmente el comportamiento social de un grupo de individuos dentro de una comunidad a partir de la interacción que se produce entre los integrantes y el entorno mismo. Esta técnica fue desarrollada por Kennedy y Eberhart en 1995, inspirada en un comportamiento de enjambre propio de la escolarización de los peces y las aves en la naturaleza. Cada individuo en el enjambre de partículas se compone de tres vectores con D – dimensiones (donde D es la dimensionalidad del espacio de búsqueda), los cuales son: la posición actual $\vec{x}_j$, la mejor solución encontrada hasta entonces $\vec{p}_{best}$ y la velocidad $\vec{v}_i$

La posición actual, puede ser considerada como un conjunto de coordenadas que describen un punto en el espacio. En cada iteración del algoritmo, la posición actual se evalúa como una solución del problema; si esa posición es mejor que cualquiera encontrada hasta el momento, entonces las coordenadas se almacenan en el segundo vector (mejor solución encontrada) para la comparación con iteraciones posteriores.

El objetivo es mantener la búsqueda de las mejores posiciones y la actualización del vector mejor solución encontrada. Los nuevos puntos se eligen a través de la adición de $\vec{v}_i$ a las coordenadas de $\vec{x}_j$. El algoritmo opera mediante el ajuste de $\vec{v}_i$. (Tas, Nico Dellaert, & Tom Van Woensel, 2014).

En la optimización por Enjambre de Partículas, el sistema se inicializa con una población de soluciones y búsquedas aleatorias para óptimos, mediante la actualización de las generaciones en cada iteración; las soluciones posibles llamadas partículas, vuelan por el espacio del problema

siguiendo las partículas óptimas actuales. En cada instante, cada partícula realiza un seguimiento de su coordenada en el espacio del problema, que se asocia con la mejor solución que ha logrado hasta entonces, conocida como **Pbest**, y una mejor solución asociada a un valor obtenido por cualquier partícula del enjambre hasta ese momento, conocida como la mejor ubicación global, llamada **Pglobal**. (Simón, 2013)

➤ **Pseudocódigo PSO**

1. Inicializar una matriz población de partículas con posiciones aleatorias y velocidades en D – dimensiones en el espacio de búsqueda.
2. Loop
3. Para cada partícula, evaluar la función de optimización de la aptitud deseada en las variables D.
4. Comparar la evaluación aptitud para cada partícula con **Pbest**. Si el valor actual es mejor que **Pbest**, igual a valor actual, y $\vec{p}_i$ igual a la ubicación actual $\vec{x}_j$ en el espacio D – dimensional.
5. Identificar la partícula en el vecindario con el mayor éxito hasta el momento, y asignarle índice de variable **g**.
6. Cambiar la velocidad y la posición de la partícula de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned}\vec{v}_i(t+1) &= \vec{v}_i + (c_1 * Rand()) * (\vec{p}_i - \vec{x}_i) + (c_2 * Rand()) * (\vec{g} - \vec{x}_i) \\ \vec{x}_i(t+1) &= \vec{x}_i + \vec{v}_i\end{aligned}\quad (2)$$

7. Si se cumple un criterio (mejor solución encontrada o un número máximo de iteraciones, exit Loop.
8. End loop.

➤ **Parámetros del PSO**

El PSO básico tiene un número de parámetros fijo. Uno de los parámetros, es el tamaño de la población, que se establece empíricamente sobre la base de la dimensionalidad y la dificultad percibida del problema. Los valores en el rango de 20 a 50 son bastante comunes.

Los parámetros de control: dimensión del problema, número de partículas, coeficientes de aceleración, inercia, número de iteraciones y números aleatorios que escalan la contribución de los componentes cognitivo y social definidos por Engelbrecht (Engelbrecht, 2007), influyen en el PSO.

- **Dimensión del problema (N):** en el caso del VRPSD, N está dada por el total de clientes, a cada cliente se le atribuye una dimensión. Representa el orden máximo de la dimensión de las partículas en el espacio multidimensional.
- **Número de partículas (m):** Este parámetro es definido por el diseñador, dependiendo del tipo de problema su valor varía. Si se cuenta con un mayor número de partículas, mayor es la diversidad en las soluciones debido a que permite que cubrir más espacio de búsqueda. Sin embargo, un número elevado de partículas, eleva la complejidad computacional del problema. Por otro lado, con un número reducido de partículas, no se garantiza la diversidad de soluciones. La selección del número de partículas, es un proceso empírico, en el cual se define un tamaño “adecuado” para el enjambre a través de la experimentación.
- **Coeficientes de aceleración (c_p y c_g):** El parámetro c_p representa la confianza que tiene una partícula en sí misma, mientras que el parámetro c_g expresa la confianza de la partícula en sus vecinos. La influencia estocástica de los componentes cognitivo y social dentro de la velocidad de la partícula están controlados por los coeficientes de aceleración.

Aun cuando la elección de estos parámetros responde a un proceso experimental, existen en la literatura análisis que muestran situaciones que se pueden presentar en la relación c_p y c_g .

- a) $c_p = c_g = 0$ Las partículas se continúan desplazando a su velocidad actual hasta que alcancen un límite en el espacio de búsqueda.

- b) $c_p > 0$; $c_g = 0$ Todas las partículas seleccionan su camino de manera independiente, cada partícula halla su mejor posición en su vecindad reemplazando la mejor posición actual, si la nueva posición es mejor que la anterior. Es decir, las partículas realizar una búsqueda local.
 - c) $c_g > 0$; $c_p = 0$ El enjambre es atraído por la mejor posición global.
 - d) $c_g \approx c_p$ Al existir un balance entre los coeficientes las partículas son atraídas hacia el promedio, debido a que el enjambre es más eficiente cuando existe cooperación entre sus miembros.
 - e) $c_p \gg c_g$ Las soluciones se quedan atrapadas en óptimos locales, debido a que las partículas son atraídas a su mejor posición personal.
 - f) $c_p \ll c_g$ El enjambre converge prematuramente, debido a que las partículas se ven atraídas hacia la mejor posición global.
- **Inercia (w):** La inercia controla la exploración y la explotación de las soluciones en el espacio de búsqueda por parte del enjambre. El valor asignado a este parámetro asegura la convergencia y el balance en la exploración y la explotación. Si $w \geq 1$, las velocidades de las partículas aumentan y el enjambre diverge; las partículas se arriesgan a fracasar al momento de realizar cambios de dirección acertados con el objetivo de regresar a regiones prometedoras. Mientras que cuando $w < 1$, las partículas reducen velocidad logrando incrementar la exploración local.

Los resultados obtenidos en un algoritmo PSO están fuertemente ligados a la correcta selección de los parámetros elegidos para ejecutar el proceso. La correcta sincronización de estos parámetros puede ofrecer mejores resultados que incluso aplicar otros algoritmos de optimización (Ghosh & Gorai, 2011), estos parámetros incluyen el peso inercial w y las constantes de aceleración c_p y c_g .

3.1.5.3.2 Algoritmo Genético (GA). Es uno de los métodos más importantes de la computación evolutiva, ya que permite explorar un número mayor de soluciones posibles versus los programas tradicionales (Holland, 1975).

Generalmente para proceder en el algoritmo genético, se debe iniciar con la selección de la población mediante un conjunto de cromosomas generados de manera aleatoria. Estos cromosomas, también denominados genotipos, son los códigos de la solución que se muestra como una cadena de números y a cada uno de ellos se les conoce como gen, seguidamente, se evalúa la función objetivo de todos los cromosomas para conformar la nueva población. El cambio de una a otra (población) se le llama generación. Según la función objetivo o fitness, se escogen los cromosomas actuales y posteriormente se aplican al operador de selección, cruce y mutación. Una vez desarrollado por varias generaciones el sistema genético, se codifica el cromosoma que representa la solución más cercana al óptimo del problema analizado.

El método de solución que se desarrolla en este trabajo de investigación se fundamenta en la metaheurística del algoritmo genético comúnmente conocido por sus siglas AG, mejorada a partir de la implementación de determinada operación perteneciente al enjambre de partículas (PSO), el cual se utiliza para intensificar la búsqueda y evitar así los óptimos locales, es decir que son una forma inteligente de explorar los espacios de búsqueda.

Un algoritmo genético (AG) modela el proceso de evolución como una sucesión de frecuentes cambios en los genes con soluciones análogas a las de un cromosoma. Los AGs usan una población de cadenas para representar el problema, donde los posibles espacios de solución son explorados a partir de la aplicación de transformaciones a las soluciones potenciales, así como en los organismos vivos que presentan cruce, inversión y mutación, los individuos agrupan dos formas de solución: El cromosoma, que corresponde a la información genética básica, o sea el genotipo con el que trabaja el algoritmo, y el fenotipo que caracteriza el cromosoma en términos del modelo. El cromosoma se divide en genes, los cuales son la representación de un factor de control único. Cada uno de los factores en la solución corresponden a un gen del cromosoma como se representa en la siguiente figura (figura 7) (Sivanandam, 2008).

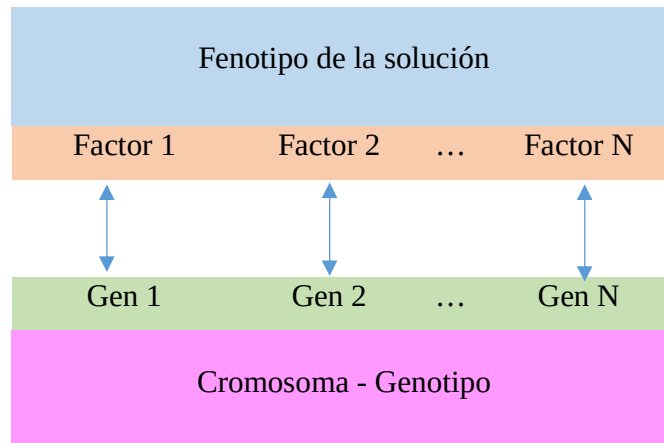


Figura 7. Representación del Fenotipo y Genotipo. Fuente: Adaptado de Introduction to Genetic Algorithms (Sivanandam, 2008)

El cromosoma debe contener la información respectiva de la respuesta que está representando. La **Función Morfogénesis** asocia cada genotipo con su respectivo fenotipo, lo que significa que cada cromosoma representa una única solución, más no que una solución deba estar codificada únicamente por un cromosoma. Esta función (Función Morfogénesis) no es biyectiva, sobre todo cuando se trata de una representación binaria; sin embargo, se debe prever que todas las soluciones potenciales correspondan al menos a un cromosoma, lo que asegura que todo el espacio de búsqueda se ha tenido en cuenta. Cuando la función no es inyectiva, es decir, cuando diferentes cromosomas codifican la misma solución, se afirma que esta solución es **degenerada**, y aunque un pequeño grado de degeneración no es relevante, cuando el espacio de búsqueda aumenta de tamaño, si se cataloga una degeneración como importante, lo que se puede convertir en un problema serio, afectándose así negativamente el comportamiento del algoritmo, lo que se traduce como una confusión en la búsqueda de la solución.

La población se define como una colección de individuos que se someten a prueba llevando consigo información relacionada con el espacio de búsqueda. Los dos aspectos fundamentales del AG son: La población inicial (N) y el tamaño de esta población, donde el tamaño depende estrictamente de la complejidad del problema que se investiga; es ideal que la primera población tenga un conjunto de genes tan largo como sea posible para abarcar y explorar el espacio de búsqueda. Generalmente se escoge de forma aleatoria la generación de individuos, pero en casos particulares, se emplea un método heurístico para ratificar la elección. En cuanto al tamaño de la población, se presentan problemas que se expresan en costos computacionales, porque, aunque un

tamaño mayor permite explorar fácilmente el espacio, se debe evaluar si vale la pena respecto a la memoria y tiempo computacional que requiere. El método básico de este algoritmo es la selección de todos los individuos que serán los padres, el cruce de cada uno de ellos para obtener la descendencia (N) y finalmente se realiza una selección probabilística basada en el fitness para conformar la próxima generación; a continuación, en la figura 8 se muestra un ejemplo de la configuración de una población conformada por cuatro cromosomas (Sivanandam, 2008).

Población	Cromosoma 1	1 1 1 0 0 0 1 0
	Cromosoma 2	0 1 1 1 1 0 1 1
	Cromosoma 3	1 0 1 0 1 0 1 0
	Cromosoma 4	1 1 0 0 1 1 0 0

Figura 8. Configuración de una población al combinar cuatro cromosomas. Adaptado de Introduction to Genetic Algorithms (Sivanandam, 2008).

3.1.5.3.3 Genes y Cromosomas. Los genes están definidos como las instrucciones para construir los AG. Un cromosoma es la secuencia de genes que describe una de las posibles soluciones al problema; son los códigos de una solución que se representan generalmente como una cadena de números y cada número es denominado como un gen. Se evalúa la función objetivo o el fitness de todos los cromosomas para conformar la nueva población que es llamada generación. Según el valor fitness se seleccionan los cromosomas actuales los cuales son aplicados a los operadores de cruce y mutación. Una vez que se han llevado a cabo varios ciclos, el sistema genético codifica el cromosoma que representa la solución del problema.

3.1.5.3.4 Representación de la población. La forma de representación de los algoritmos genéticos (AG) son los cromosomas, donde se codifica la información según los parámetros del problema en cuestión. Una de las formas de representarlo más usada debido a su sencillez es la binaria, donde el cromosoma da como resultado un vector de ceros y unos, sin embargo, existen otros tipos de representación de un cromosoma, sujetas a las características del problema, por ejemplo en problemas de ruteo de vehículos, es común que el cromosoma se represente como un vector de números permutados sin repetición, donde cada gen indica un cliente en la ruta. Los operadores utilizados en los Algoritmos Genéticos son:

a) **Operador Selección:** Evidentemente los individuos que integran las generaciones futuras son aquellos que vienen de padres con mejores cualidades respecto a los demás, es decir, que proveen una mejor función objetivo que se mide por el valor que esta arroja. El proceso de selección de la próxima generación, se da a partir de un esquema propio del GA que destaca a los sujetos que deben conformar la nueva generación; los esquemas más comunes son:

- **Tournament Selection:** Elige dos cromosomas aleatoriamente del grupo disponible y realiza la comparación entre ellos mediante la evaluación de la función objetivo (fitness), una vez seleccionado se permitirá su reproducción.
- **Random Selection:** Escoge aleatoriamente los padres de un cromosoma del grupo disponible y evalúa a cada uno de ellos tomando en cuenta el valor de la función objetivo, si toma un valor por debajo del establecido, es retirado de forma inmediata del grupo.
- **Roulette Wheel Selection:** Selecciona los mejores sujetos según la aptitud (fitness) que muestre el cromosoma respecto al grupo, teniendo en cuenta que tengan mayores probabilidades de reproducción, es decir, si el valor de la función objetivo de un cromosoma es el doble en comparación con otro, este tiene el doble de posibilidades de reproducción en comparación con este otro; sin embargo, cabe la posibilidad que por la aleatoriedad se elijan individuos con los peores fitness.

b) **Operador Cruce:** Es un operador de reproducción que consiste en la creación de generaciones mejoradas a partir de la ascendencia, representada en cromosomas por medio de un intercambio de características que provienen de la misma ascendencia. Existen tres clases fundamentales de cruces:

- **Sexual:** Genera una o dos descendencias a partir de los padres.
- **Asexual:** Un padre genera una descendencia.
- **Multi-recombinación:** A partir de dos o más padres, se generan dos o más generaciones.

c) **Operador Mutación:** Crea nuevos individuos alterando la combinación genética a través de la modificación de algún gen después de la etapa de cruce (operador cruce), para agregar diversidad a las características de la población. Esta mutación se realiza como un complemento del Operador Crossover, aplicando una probabilidad P_m a cada uno de los genes.

A continuación, en la figura 9, se presenta un resumen del proceso perteneciente al algoritmo genético.

Resumen de los Algoritmos Genéticos

Algoritmos Genéticos
Codificación o representación: Esquemas, cadenas lineales, alfabetos predefinidos.
Individuo: Solución al problema
Cruce: Intercambio no guiado
Mutación: Introducción aleatoria de nueva información

Figura 9. Resumen de los algoritmos genéticos. Adaptado de Un algoritmo memético para la minimización de makespan en el problema del Job Shop Sheduling (Aguilar & Pérez, 2013).

3.2 Métodos Híbridos

Los algoritmos híbridos metaheurísticos se basan en la combinación de dos o más metaheurísticas con el propósito de maximizar las fortalezas y eliminar las limitaciones que puede presentar un solo método, lo que da como resultado métodos de búsqueda más potentes y con mayor capacidad de adaptación al problema que se desea solucionar. Se conocen tres diferentes formas de hibridación, la primera es llamada componente de intercambio que es la hibridación de métodos basados en la población con formas de búsqueda local, la segunda forma es la búsqueda cooperativa que posee de manera implícita el intercambio de información entre dos o más metaheurísticas y finalmente la integración de algoritmos metaheurísticos y métodos sistemáticos que consiste en la combinación de metaheurísticas junto con las restricciones de programación (Blum, Christian & Roli, Andrea, 2003). En la actual investigación se trabajará con algoritmos genéticos y enjambre de partículas.

La idea principal de esta investigación, es potencializar los resultados de cada una de las metaheurísticas al combinarlas, es decir, primero, se realiza todo el procedimiento que implica

llevar a cabo el algoritmo genético; una vez se obtengan los resultados de este primer algoritmo, se tomarán las mejores soluciones y se iniciará el proceso que implica el algoritmo de optimización por enjambre de partículas, de esta forma, se expande el espacio explorado de solución y se evita radicalmente caer en óptimos locales sin tener que usar un tamaño de población exorbitante para lograr precisamente abarcar todo el espacio de solución.

3.3 Problema de ruteo de Vehículos (VRP)

El problema de ruteo de vehículos se puede definir como una optimización combinatoria que busca suplir las necesidades de un número determinado de afectados con una determinada flota de vehículos, a través del diseño de rutas óptimas para la entrega o recolección de productos de uno o varios depósitos a un conjunto de afectados que se encuentran dispersos geográficamente, siendo un problema crítico en las áreas de distribución, logística y transporte.

El fundamento del problema de ruteo de vehículos se encuentra en el problema del agente viajero, TSP, por sus siglas en inglés, introducido por primera vez por Dantzing y Ramser (1959), el VRP es un problema de optimización combinatoria clasificado como NP – hard por su complejidad. Los componentes fundamentales del VRP, son: la red de carreteras, los afectados, los depósitos, los vehículos y los conductores.

En un VRP se plantea lograr objetivos como:

- Minimizar la penalización dada por un servicio parcial a clientes. Situación que se presenta cuando la capacidad del vehículo no es suficiente para suplir la demanda total de los afectados.
- Minimizar el costo de transporte total: costo asociado a la distancia y el uso de vehículos.
- Minimizar el número de vehículos requeridos para servir a todos los afectados.

3.3.1 Definición del problema de ruteo de vehículos. En términos generales, el VRP puede ser formulado de la siguiente manera: Sea $G = (V, A)$ un grafo completo, donde $V = \{1, \dots, n + 1\}$ define un conjunto de vértices asignados a n afectados con el depósito localizado en el vértice 1, y A un conjunto de arcos (Laporte G. , 1992). El costo no negativo C_{ij} asociado a cada arco $(i, j) \in A$ con $i \neq j$, representa el costo de viaje entre los vértices i y j (Alabas-uslu & Dengiz,

2011). Dependiendo del contexto, este costo puede ser interpretado como distancia o tiempo de viaje. Además, en algunos casos se considera que el problema es simétrico, es decir, $C_{ij} \neq C_{ji}$ para cada arco (i, j) . Todos los afectados i están asociados a una demanda conocida no negativa, d_i para ser entregada por una flota de m vehículos que inician y terminan sus recorridos en el depósito.

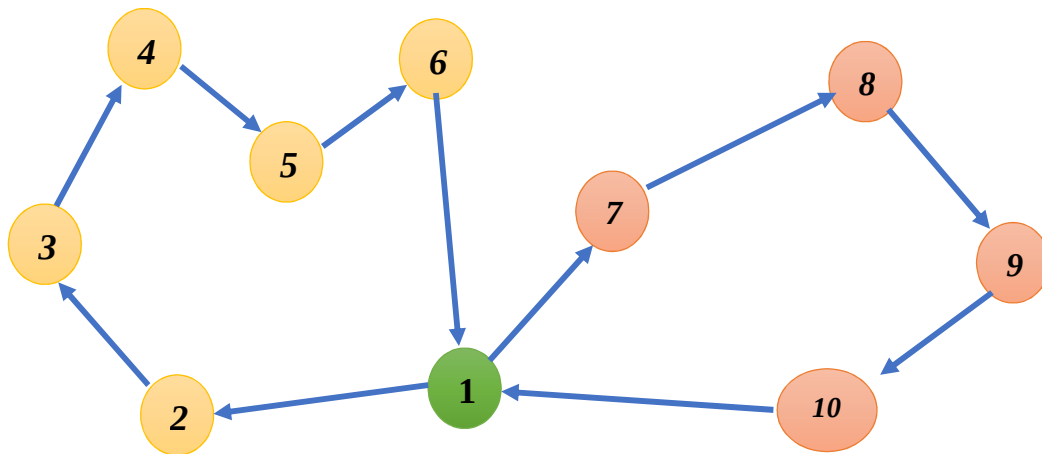


Figura 10. Ejemplo del VRP, con 1 depósito, 9 clientes (afectados) y 2 vehículos.

En la figura anterior (figura 10) se presenta un ejemplo del VRP con 1 depósito, 9 clientes (afectados) y 2 vehículos. El problema consiste en determinar las rutas de los respectivos vehículos con el menor costo posible, tal que cada uno de los clientes (afectados), excepto el depósito, es visitado una sola vez por un vehículo para suplir la demanda.

3.3.2 Variantes del VRP

- **Problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW):** En este tipo de problema se pone un límite al tiempo de inicio y fin del servicio, así como la llegada y salida del vehículo del depósito. Es posible encontrar dos situaciones: la primera que el vehículo llegue después del tiempo establecido para el inicio del servicio, o la segunda que el vehículo llegue antes de lo esperado. Se considera como una función multiobjetivo en la mayoría de los problemas de aplicación, minimizando el número de vehículos, las distancias y el tiempo de viaje.
- **Problema de múltiples depósitos:** Con base en el principio de permitir que el vehículo finalice su recorrido en una función diferente a la de inicio, se plantea el problema de

transporte de materias primas procedentes de múltiples depósitos a un conjunto de afectados.

- **Problema de ruteo de vehículos capacitados:** En este tipo de problema se restringe la capacidad del vehículo y la demanda total asignada a cada ruta. El objetivo del CVRP es disminuir el costo total del viaje en función de la distancia que se recorre al visitar a la totalidad de los afectados. Dentro de las características principales de este problema se presenta el hecho de que la demanda del afectado es determinística y se conoce con anticipación, la flota de los vehículos es homogénea y solo hay un depósito y una solicitud solo puede ser atendida por un vehículo.
- **Problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas:** Este problema tiene como característica principal que la demanda de cada afectado sigue una distribución de probabilidad dada.

3.3.3 Problema de Ruteo de Vehículos Capacitados. En el problema del CVRP una representación concreta de su tipo, abarca todos los elementos adjuntos al problema, que incluye vehículos y clientes para determinar los recorridos de K vehículos de capacidad Q_k , los cuales parten de un origen común (depósito del inventario disponible) y deben pasar por un acervo de lugares de interés (posición de los clientes que para estudio de este proyecto se denominan víctimas o afectados) para recoger o distribuir mercancías de acuerdo a la demanda d_i , para finalmente retornar al origen.

3.3.3.1 Características Generales

- Minimizar el tiempo total de viaje, teniendo en cuenta las distancias entre los afectados y el depósito, teniendo en cuenta la velocidad del vehículo.
- Los afectados deben ser visitados una sola vez y por un solo vehículo, es decir, que un grupo de afectados sólo se contempla en una ruta.
- Existe un único depósito, del cual se reparten todos los recursos a los afectados.
- Todas las rutas inician y terminan en el depósito.

- Los vehículos usados son iguales en cuanto a capacidad y costo.
- El problema es simétrico, es decir, el costo de ir desde el cliente *i* al cliente *j* es igual que ir del cliente *j* al cliente *i*.
- El número de vehículos se puede obtener dividiendo los requerimientos totales sobre la capacidad de un vehículo.

$$\text{Número de vehículos} = \frac{\text{Requerimientos Totales}}{\text{Capacidad del vehículo}}$$

3.3.3.2 Método de solución de CVRP. En busca de ofrecer una solución al problema de ruteo de vehículos capacitados los investigadores plantearon inicialmente algunos métodos exactos, luego se desarrollaron métodos heurísticos y finalmente los estudios se centraron en heurísticas avanzadas como los algoritmos metaheurísticos.

El método más eficiente para la solución del CVRP es el método exacto de Branch and Bound, la cual consiste en crear un árbol que contenga las posibles soluciones, teniendo en cuenta que cada rama debe plantearse una solución. Para lograr el desarrollo de los problemas de ruteo de vehículos con capacidad, se inicia con una solución factible, que tenga asociada la distancia total del recorrido. De esta manera se van eliminando las ramas que superen la distancia de la solución factible. Esta solución inicial puede ser obtenida con el uso de métodos heurísticos como Clarke and Wright o el vecino más cercano.

3.3.3.3 Heurísticas para el CVRP. Uno de los algoritmos más implementados para resolver CVRP ha sido la heurística basada en ahorros que fue propuesta por Clarke & Wright en el año 1964, este algoritmo consiste en realizar una exploración limitada del espacio de búsqueda y dar una solución de calidad aceptable en un tiempo moderado. El algoritmo se desarrolla partiendo de una solución con dos rutas $(0, \dots, i, \dots, 0)$ y $(0, \dots, j, \dots, 0)$ como se muestra en la figura 11.

Al unir los arcos $(i, 0)$ y $(0, j)$ desaparecen y se agrega el arco (i, j) . El algoritmo parte de una solución inicial y realiza las uniones que mayor ahorro generen siempre y cuando se cumplan con las restricciones planteadas en el problema.

Para usar este método es necesario conocer los costos o las distancias que existen entre los diferentes nodos, o sea el costo de cada uno de los trayectos.

A continuación, en la figura 11 se muestra un ejemplo de heurística para un problema de ruteo de vehículos.

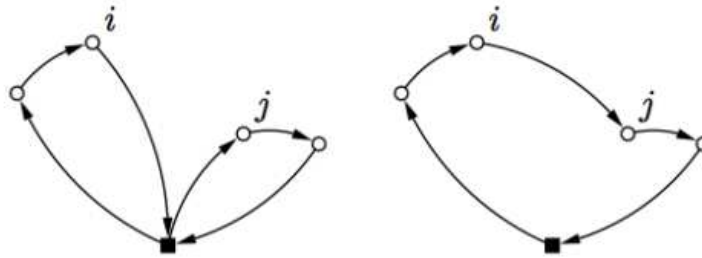


Figura 11. Heurística para problemas de ruteo de vehículos (Sanchez F. , 2007).

El método de inserción es otra heurística utilizada para el CVRP, consiste en construir la solución insertando clientes que no se han incluido en ninguna de las rutas existentes, y se puede hacer de forma secuencial, es decir, que los clientes se van ingresando a la última ruta creada siempre y cuando no se incumpla ninguna restricción, pero eso puede generar la inserción de afectados que están muy dispersos, aumentando el costo total de las últimas rutas, por lo que se ha desarrollado otra forma, la paralela que permite insertar el afectado en cualquier ruta existente en la solución. (Corona, 2005). Los algoritmos de inserción comienzan seleccionando un ciclo inicial con n nodos, posteriormente los j son seleccionados e insertados en la ruta, de acuerdo con una o varias restricciones, donde la longitud del ciclo no se incrementa.

3.3.4 Problema de enrutamiento de vehículo estocástico. El ruteo de vehículos estocástico (SVRP) se caracteriza por tener algún elemento en el problema que es aleatorio. Los VRP estocásticos se diferencian de su versión determinista en varios aspectos fundamentales, el concepto de obtención de una solución es diferente, debido a que varias propiedades fundamentales del VRP determinista ya no se tienen en cuenta para el caso estocástico, y las metodologías de solución son considerablemente más complejas, ya que combinan las características de los programas estocásticos y enteros, clasificándolos como computacionalmente intratables. Las tres variantes más comunes para el SVRP son: VRP con demandas estocásticas (VRPSD), VRP con clientes estocásticos (VRPSC), y VRP con tiempos de viaje estocásticos (VRPST). (Gendreau, Laporte , & Séguin, 1996).

3.3.4.1 Problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas (VRPSD). El VRPSD es un problema de complejidad computacional *NP-HARD*, en el cual existen clientes con demandas estocásticas, lo que quiere decir que no se conoce la cantidad exacta que demandará cada uno; sólo se conoce la distribución estadística que sigue dicha demanda. Solamente cuando el vehículo llega al nodo a servir al cliente, se conoce la demanda real del mismo. Este problema cuenta con las siguientes restricciones: (Juan & et, 2009).

- Todas las rutas comienzan y terminan en el depósito.
- Cada vehículo tiene una capacidad máxima Q y es la misma para todos los vehículos.
- Cada cliente tiene una demanda estocástica que debe ser satisfecha.
- El vehículo no puede ir dos veces al mismo nodo, si lo hace debe incurrir en una penalización.

Sea $G = \{V, A, C\}$ un grafo completo donde $V = \{0, 1, 2, \dots, n\}$ es un conjunto de nodos o clientes donde el valor 0 equivale al depósito, $A = \{(i, j): i, j \in V, i \neq j\}$ es el conjunto de arcos que unen los nodos, y $C = \{c_{ij} \in V, i \neq j\}$ es una matriz que contiene los costos de viajar del nodo i al nodo j . Esta matriz es simétrica, lo que indica que cada arco tiene un costo tal que $c_{ij} = c_{ji}$ y satisface la desigualdad triangular $c_{ij} \leq c_{ik} + c_{kj}$

El vehículo con la capacidad Q definida, debe satisfacer la demanda de los clientes teniendo en cuenta que se debe minimizar el costo total esperado del viaje. Dada la demanda estocástica de los clientes $\varepsilon_i, i = 1, \dots, n$ se tiene que dicha demanda sigue la distribución de probabilidad discreta y uniforme $p_{ik} = \text{Prob}(\varepsilon_i = k), k = 0, 1, 2, \dots, K \leq Q$ (Bianchi L. , 2004).

En la literatura se han trabajado dos enfoques de servicio para la solución del VRPSD. El primer enfoque es un enfoque estático denominado enfoque de optimización a priori y el segundo enfoque es el dinámico o enfoque de re-optimización.

a) Enfoque a priori

Bajo este enfoque las rutas son establecidas antes de conocer las demandas de los clientes, así que el vehículo distribuye la mercancía siguiendo la ruta de clientes establecida previamente. Dado

que la demanda de los clientes sólo se conoce al momento de atenderlos, se puede presentar un fallo en la ruta, lo que significa que el vehículo no tiene la mercancía necesaria para satisfacer la demanda del nodo actual; para esto, se presentan distintas estrategias que evitan la modificación de la secuencia planteada de forma a priori.

Considerando una ruta a priori $S = (1, 2, 3, \dots, n)$ donde los clientes han sido organizados por nodos, el vehículo visitará a los clientes según como se definió la ruta a priori; en el instante en que el vehículo presente falla en la ruta que está realizando, regresará al depósito y luego atenderá al cliente que no ha sido satisfecho y continuará las visitas según lo que está planeado en la ruta, el vehículo también podrá regresar al depósito para un reabastecimiento preventivo y después continuar el recorrido según lo establecido previamente. Esta política fue usada por primera vez por Bertsimas (1992) y posteriormente mejorada por Bertsimas, et al (1995).

b) Enfoque de re-optimización

En este enfoque, el enrutamiento es denominado dinámico dado que se establece a medida que se ofrece el servicio, es decir, a medida que se atiende un cliente se toma la decisión de hacia dónde se dirige el vehículo. De esta forma el vehículo puede decidir ir a atender a otro cliente o regresar al depósito a reabastecerse.

Se presentan entonces políticas de servicio como la política de entrega completa y la política de entrega dividida. (Dror, Laporte, & Trudeau, 1989).

La política de entrega completa supone que $\varepsilon_i \leq Q$; ya que cada vez que un vehículo llega al nodo de un cliente, debe satisfacer la demanda del mismo; lo que hace necesario generar una nueva suposición para que se garantice lo anterior. En la política de entregas divididas, se elimina la restricción de que el cliente solo puede ser visitado una vez por un mismo vehículo, lo que genera que la demanda que exige el cliente pueda ser satisfecha por varios vehículos o por varias visitas de un mismo vehículo.

4. Formulación matemática

4.1 Elección de la política de servicio

Según la literatura se encuentran el enfoque a priori y el enfoque de re-optimización, este último, también conocido como enfoque dinámico, es el más usado para el desarrollo de problemas de ruteo de vehículos, puesto que ofrece soluciones de mayor calidad; sin embargo, cuando se establece el problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas, el enfoque dinámico tiende a presentar dificultades que se reflejan en esfuerzos computacionales demasiado grandes, esto debido a que por la complejidad del problema, las instancias deben resolverse exponencialmente, por tanto los algoritmos de solución basados en el enfoque de re-optimización se usan en los casos donde el tamaño del problema es pequeño. En cuanto al enfoque a priori, se obtienen costos computacionales menores, adicionalmente utilizando la estrategia de reabastecimiento preventivo, se evita que el vehículo tenga fallos en la ruta que generan mayores costos; este enfoque consiste en que los vehículos pueden optar por ir a atender otro albergue o el fallo que se expresa como la necesidad del vehículo de dirigirse al depósito para reabastecerse antes de continuar con la ruta. Por tanto, para desarrollar esta investigación que estudia el ruteo de vehículos con demandas estocásticas, se elige el enfoque a priori con la estrategia de reabastecimiento preventivo.

4.2 Formulación Matemática del VRPSD Aplicado a Logística Humanitaria

El aspecto fundamental que trata el VRPSD es la minimización de los costos que corresponden al transporte, los cuales en la cadena de suministro representan el 50% de los costos totales. En el presente documento se usa la formulación matemática y los planteamientos teóricos del VRPSD aplicado en el contexto de la logística humanitaria, lo cual se traduce en que el objetivo principal será disminuir el costo que vendría siendo en este caso particular, la reducción del tiempo de cada viaje que realizan los vehículos desde el depósito hasta los clientes que se denominan en esta investigación albergues.

Una vez explicado lo anterior y usando el enfoque a priori con la estrategia de reabastecimiento preventivo, se tienen los siguientes índices y variables:

- El costo de ir del nodo o albergue i al nodo j según la ruta a priori definida (C_{ij}).

- Existirá un tiempo por reabastecimiento preventivo y una penalización en tiempo por los fallos en la ruta $(\sum_{k:k>q}[(c_{j+1,0} + c_{0,j+1}) + f_{j+1}(q + Q - k)]p_{j+1,k})$.

Índices

i = Nodo de partida i (1,2, 3,...,n)

0 = Nodo que representa el deposito

$j + 1$ = Nodo de llegada j (1,2,3,...,n)

N = Nodos totales

Q = Capacidad total de los autos

q = Capacidad menor a Q después de atender a un cliente

Parámetros

L_j = Todas las posibles cargas $q \rightarrow q \in L_j$ que el auto pueda presentar

$f_j(q)$ = Tiempo esperado total del nodo j hacia adelante

k = Demanda, cantidad de kits solicitados por cada albergue

c_{ij} = Costo de ir del nodo i al nodo j

h_j = Umbral para la carga q que tienen los vehículos después de servir al albergue j

A partir de las condiciones del problema, los vehículos partirán su recorrido según la ruta a priori establecida, que gastará un tiempo $f_j(q)$, definido como el tiempo esperado total desde el nodo j hacia adelante. Una vez atendida la demanda de un albergue j completamente, los vehículos tendrán una carga q menor a su capacidad total Q .

Si se establece que L_j es el conjunto de todos los posibles valores de las cargas q que pueden tener los vehículos después de atender el albergue j tal que $q \in L_j$, entonces $f_j(q)$ satisface las siguientes ecuaciones (Bianchi L. e., 2006):

$$f_j(q) = \min [f_j^p(q), f_j^r(q)] \quad (7)$$

Donde:

$$f_j^p(q) = c_{j,j+1} + \sum_{k:k \leq q} f_{j+1}(q - k)p_{j+1,k} + \sum_{k:k > q} [(c_{j+1,0} + c_{0,j+1}) + f_{j+1}(q + Q - k)]p_{j+1,k} \quad (8)$$

y

$$f_j^r(q) = C_{j,0} + C_{0,j+1} + \sum_{k=1}^k f_{j+1}(Q - k)p_{j+1,k} \quad (9)$$

Con la siguiente condición

$$f_n(q) = C_{n,0} \quad q \in L_n \quad (10)$$

Tal que, $f_j^p(q)$ representa el tiempo esperado de proceder inmediatamente al siguiente nodo, $f_j^r(q)$ representa el tiempo para el abastecimiento preventivo. El término $f_j^p(q)$ definido en la ecuación (8) está conformada por el tiempo de ir del nodo j al nodo $j+1$; el tiempo $f_{j+1}(q - k)$ que representa el tiempo esperado total desde el nodo $j+1$ en adelante que se multiplica por la probabilidad $p_{j+1,k}$ que es la probabilidad que en el nodo $j+1$ el albergue necesite k cantidad de kits; el término $\sum_{k:k>q} [(c_{j+1,0} + c_{0,j+1}) + f_{j+1}(q + Q - k)]p_{j+1,k}$ que muestra el tiempo por falla en la ruta, el cual está determinado por $(c_{j+1,0} + c_{0,j+1})$, que es el tiempo de ir del albergue $j+1$ al depósito y del depósito al albergue $j+1$, $f_{j+1}(q + Q - k)$ es el tiempo total esperado desde el nodo $j+1$ en adelante y $p_{j+1,k}$ que es la probabilidad que en el nodo $j+1$ el albergue necesite k cantidad de kits.

El termino $f_j^r(q)$ definido en la ecuación [9] está conformado por el tiempo de ir del nodo j al depósito, el tiempo de ir del depósito al nodo $j+1$ y el tiempo $f_{j+1}(Q - k)$ que representa el tiempo esperado total desde el nodo $j+1$ hacia adelante multiplicado por la probabilidad $p_{j+1,k}$ que es la probabilidad de que en el nodo $j+1$ el albergue atendido necesite k cantidad de kits. La ecuación [10] muestra que cuando los vehículos han visitado el último albergue, sin importar la carga que tengan, el tiempo será el tiempo de ir del albergue n al depósito.

Para el abastecimiento preventivo, se tendrá un valor h_j que representa el umbral para la carga q que tienen los vehículos después de servir al albergue j , lo que significa que si $q < h_j$, los vehículos volverán al depósito para reabastecerse.

5. Diseño del algoritmo para el VRPSD

5.1 Representación algoritmo genético para el VRPSD

5.1.1 Representación del cromosoma. El primer cromosoma se construye a partir de la selección al azar de la ubicación de un albergue, se usan valores numéricos enteros para identificar los albergues en cada celda vacía de una tabla vector, es importante tener en cuenta que no se tendrán valores repetidos dentro de la tabla, esto significa que no se visitará un albergue en dos oportunidades. Una vez elegido el albergue de manera aleatoria, su número, es insertado en la primera ruta y así sucesivamente con los demás albergues, la sumatoria de la demanda en dichos albergues no puede superar la capacidad del vehículo, de hacerlo se da por finalizada esta ruta y comienza una nueva ruta en el cromosoma, este procedimiento se repetirá hasta que todos los albergues estén presentes en el cromosoma y sean visitados una única vez sin afectar la restricción de capacidad del vehículo en cada una de las rutas. El número de rutas del primer cromosoma construido se toma como el número máximo de rutas para los siguientes cromosomas en la población. A continuación, en la figura 12 un ejemplo de la representación de ruta planeada para un problema de ruteo de vehículos.

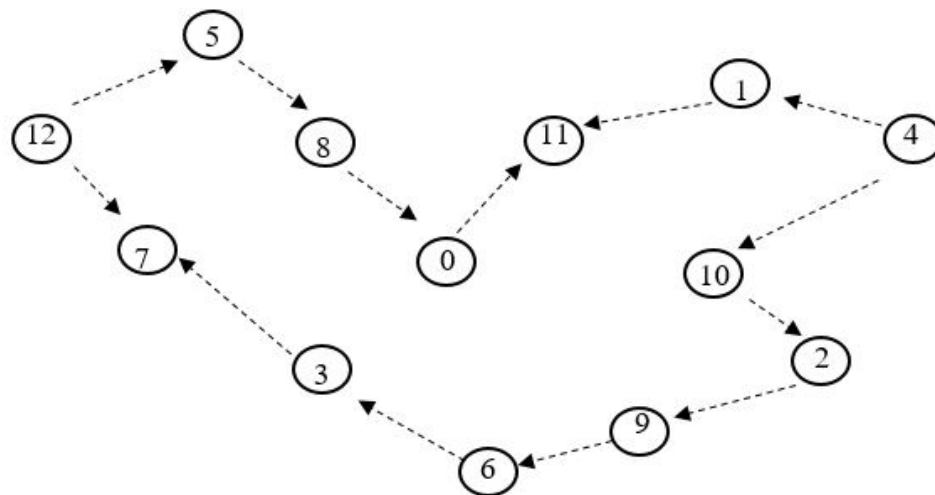


Figura 12. Ejemplo de ruta planeada para un problema de ruteo de vehículos. Fuente: Adaptado de (Gee, Arokiasami, Jiang, & Tan, 2016)

5.1.1.1 Operadores

5.1.1.1.1 *Operador de selección.* Una vez se tenga la población inicial de individuos que representan las soluciones (cromosomas), se realiza una selección por torneo, donde se escoge la mejor mitad de los individuos para ser padres, estas parejas destinadas a ser padres son seleccionadas aleatoriamente a partir de esta mejor mitad, es decir, al comparar los valores obtenidos de realizar la selección por torneo tomamos justo la mitad de toda la población inicial cuyos valores sean los mejores (el del mejor valor mínimo) respecto a la otra mitad; en otras palabras, los cromosomas con los mejores valores fitness. Es aquí donde se identifica por primera vez la función del costo (esta investigación toma el valor del tiempo como el costo) con el propósito de minimizar el resultado obtenido. Las rutas pertenecientes a los cromosomas de la mejor calificación según la función aptitud (fitness) son seleccionadas para proceder a la realización de los cruces, pues una calificación alta (el mejor valor mínimo), es sinónimo de una ruta o solución eficaz para el problema que se desea resolver.

5.1.1.1.2 *Operador de cruce combinado.* El operador de cruce actúa sobre las parejas de individuos y produce un par más de individuos que combinan características de los progenitores. El operador de cruce crea la descendencia, combinando partes de los dos cromosomas padre. El método propuesto es llamado cruce combinado, el cual consiste en recorrer circularmente los valores de los padres, asignando de forma alternada a los cromosomas de los hijos cada nuevo valor. A medida que se realiza la operación se comprueba que el nuevo número no se encuentre en el hijo, si este fuese el caso, se le asigna el nuevo número del padre opuesto. Una ventaja importante de este tipo de cruce, es que siempre mantiene la restricción de no tener elementos repetidos, lo que garantiza una de las premisas importantes del planteamiento de la ruta, que es no visitar el mismo albergue más de una vez en el recorrido; adicionalmente en el planteamiento de la programación se establece que una vez creadas las nuevas rutas, estas serán evaluadas inmediatamente, de manera tal, que si una de ellas en determinado momento viola la capacidad estipulada del vehículo, será eliminada automáticamente como parte de una posible solución.

5.1.1.1.3 *Operador de mutación.* La mutación se emplea para mejorar la diversidad de la población en el entorno y es un operador básico cuyo objetivo es que la solución converja en un óptimo local. El operador de cruce es el encargado de efectuar la búsqueda a lo largo del espacio

de las posibles soluciones; pero, en la literatura se evidencia que el operador de mutación va adquiriendo importancia a medida que la población e individuos converge (Davis, 1985). La mutación como tal se puede denominar como evolución primitiva, de manera que el proceso consta de selección y mutación, lo cual supera por mucho a la evolución que solo se basa en la selección y el cruce. El método de mutación que se utiliza en esta investigación es el operador *swap*. En la figura 7 se muestra un ejemplo básico de esta mutación (Gelves Tello, Mora Moreno, & Lamos Díaz, 2016).

Ejemplo:

Para realizar la mutación *Swap* (figura 13) el primer paso es seleccionar dos valores aleatorios, que serán los puntos de inicio y finalización de la mutación en la solución vector, i y j con $i \neq j$, y se intercambia el número asignado a los albergues (clientes) que se encuentran en las posiciones i y j .

Ruta inicial						
1	2	3	4	5	6	7

Ruta mutada						
1	5	3	4	2	6	7

Figura 13. Ejemplo de mutación con operador Swap. Adaptado de Solución del problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas mediante la optimización por espiral (Gelves Tello, Mora Moreno, & Lamos Díaz, 2016).

5.1.1.2 Ejemplo de algoritmo genético para el VRPSD. A continuación, en la figura 14, se muestra la representación de seis soluciones para las posibles rutas que cubrirán 7 albergues, las líneas de color naranja indican el inicio y final de cada una de las rutas y los albergues serán representados por números enteros del 1 al 7. Si la sumatoria de la demanda de los albergues supera la capacidad del vehículo, la ruta se da por finalizada y comienza una nueva ruta. Cabe aclarar que la capacidad del vehículo será 20 toneladas y los albergues contarán con una demanda hallada por medio de probabilidad, así:

Albergue	1	2	3	4	5	6	7
Demanda estimada	11	9	6	6	9	2	7

Solución 1

2	7	5	3	1	4	6
---	---	---	---	---	---	---

Solución 2

6	7	4	2	5	3	1
---	---	---	---	---	---	---

Solución 3

7	2	3	5	1	4	6
---	---	---	---	---	---	---

Solución 4

1	6	3	7	4	2	5
---	---	---	---	---	---	---

Solución 5

5	3	1	7	2	4	6
---	---	---	---	---	---	---

Solución 6 – Ruta 1

3	4	2	5	7	6	1
---	---	---	---	---	---	---

Figura 14. Ejemplo de representación de seis soluciones para una posible ruta que cubrirá siete albergues.

Con estas soluciones propuestas, el primer paso a desarrollar, es encontrar el valor fitness perteneciente a cada una de ellas; para lo cual se realizan las operaciones que están contenidas en la función objetivo (8), estas operaciones están explicadas a detalle en la sección de la formulación matemática. Lo primero es calcular el costo de ir de un nodo a otro, sumado al tiempo que tardaría el vehículo desde un determinado nodo hacía el siguiente hasta llegar al final de la ruta, este tiempo es multiplicado por la probabilidad de que en el nodo en que se estén entregando los kits necesite una demanda específica de kits (k), más (+) el tiempo de ir de un albergue al depósito y viceversa;

finalmente a las ejecuciones anteriores, se les suma el tiempo total esperado del recorrido de una ruta, multiplicado por la probabilidad anteriormente mencionada (probabilidad de que en el nodo que se estén entregando los kits necesite una demanda específica de kits (k)). El comportamiento de la demanda se asume como una distribución normal; cada solución tiene un valor promedio (μ) y una desviación (σ), con estos valores se obtiene un valor z y a través de la tabla de distribución normal se logra el valor de la probabilidad correspondiente a esa demanda aleatoria.

Una vez realizadas las operaciones ya descritas, obtenemos un valor fitness para cada una de las seis soluciones, que es el que indicará cuáles de esas rutas son las mejores para los procedimientos consecutivos, lo cual no significa que sean únicamente las mejores soluciones las que se escojan para crear las siguientes generaciones, pues a los futuros hijos se les aplica el mismo método para hallar su respectivo valor fitness, lo que le permite a la descendencia también entrar a participar por el premio a la solución factible.

Tabla 2.

Valores fitness de cada solución propuesta.

Padres	Valor fitness	
Solución 1	55,5691429	*
Solución 2	62,0052571	*
Solución 3	94,4358571	
Solución 4	80,4808	
Solución 5	88,6842857	
Solución 6	97,911	

Debido a que el problema que se aborda en este documento tiene como fin disminuir los tiempos de entrega de los recursos pos-desastres sísmicos, los valores seleccionados señalados en la tabla 2 con un asterisco, son los menores entre todos los resultados.

A partir de las seis soluciones encontradas, se forman tres parejas de padres de forma aleatoria, de los cuales desde el método de cruce combinado formarán seis hijos, dos por cada una de las parejas de padres anteriormente seleccionadas, en los cuales el inicio y final de la ruta se identifica con una línea de color púrpura.

El método de cruce *combinado* recorre circularmente los valores no prefijados de los padres, y asigna alternadamente a la descendencia cada nuevo valor numérico entero. Conforme se realiza la operación descrita, se verifica que el nuevo valor no se encuentre duplicado en la descendencia. Se mantienen las restricciones de no tener elementos repetidos y de que la sumatoria de la probable demanda de los albergues no supere la capacidad del vehículo.

En el siguiente gráfico (figura 15) se representa el operador de cruce realizado en el ejemplo, las flechas de color azul registran el movimiento circular realizado por el operador para el hijo 1, el hijo 2 (identificado en color rosado) se obtiene cuando el operador realiza el mismo movimiento circular, con la única diferencia que al iniciar el proceso de cruce parte del padre 2, en lugar del padre 1 como lo hace para el hijo 1.

✓ **Padres 1:** Solución 2 y solución 5

Solución 2

6	7	4	2	5	3	1
---	---	---	---	---	---	---

Solución 5

5	3	1	7	2	4	6
---	---	---	---	---	---	---

Hijo1	6	3	4	7	5	1	2
Hijo2	5	7	1	2	3	6	4

✓ **Padres 2:** Solución 3 y Solución 4

Solución 3

7	2	3	5	1	4	6
---	---	---	---	---	---	---

Solución 4

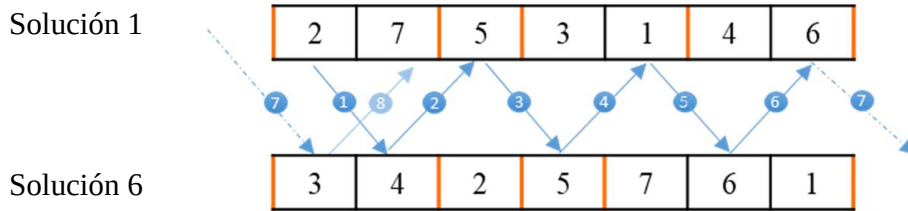
1	6	3	7	4	2	5
---	---	---	---	---	---	---

Hijo1	7	6	3	1	2	5	4
Hijo2	1	2	3	5	4	7	6

Figura 15. Ejemplo de operador cruce de la ruta que cubrirá siete albergues.

[Continuación Figura 15]

✓ **Padres 3:** Solución 1 y solución 6



Hijo1	2	4	5	1	6	3	7
Hijo2	3	7	2	4	1	5	6

Como se ha mencionado antes, la mutación es el operador básico de alteración que permite explorar nuevas zonas del espacio de búsqueda, ejemplo representado en las figuras 16 y 17.

Aplicando la mutación SWAP, se seleccionan aleatoriamente las posiciones i y j con $i \neq j$ para intercambiar sus respectivas posiciones, como se explica en el apartado de operador de mutación, una vez realizada la mutación se volverán a evaluar las rutas y aquellas mutaciones que alteren la capacidad de las rutas serán excluidas del proceso y dichos hijos no mutarán.

✓ **Padres 1**

Hijo1	6	3	4	7	5	1	2
Hijo1'	6	5	4	7	3	1	2

Hijo2	5	7	1	2	3	6	4
Hijo2'	5	7	1	4	3	6	2

Figura 16. Ejemplo de mutación de los padres 1 para la ruta que cubre 7 albergues.

Una vez realizada la mutación se evalúan nuevamente las rutas y se determina que el hijo 1' vulnera la restricción de capacidad determinada anteriormente, se decide que la mutación hijo1' no se realiza y de esta forma se elimina del proceso. Esta revisión será realizada en cada uno de los hijos mutados, una vez se confirme que no supera la capacidad del vehículo la mutación es aprobada, de lo contrario la mutación no es tomada en cuenta.

✓ **Padres 2**

Hijo1	7	6	3	1	2	5	4
Hijo1'	2	6	3	1	7	5	4

Hijo2	1	2	3	5	4	7	6
Hijo2'	1	5	3	2	4	7	6

✓ **Padres 3**

Hijo1	2	4	5	1	6	3	7
Hijo1'	2	4	7	1	6	3	5

Hijo2	3	7	2	4	1	5	6
Hijo2'	2	7	3	4	1	5	6

Figura 17. Ejemplo de mutación de los padres 2 y 3 para la ruta que cubre 7 albergues.

Luego los hijos también son evaluados en su valor fitness

Tabla 3.

Valores fitness de cada descendencia obtenida.

Hijos	Valor fitness	Seleccionados
Hijo 1 Padre 1	73,8870857	*
Hijo 2 Padre 1	77,8807429	
Hijo 1 Padre 2	84,1341714	
Hijo 2 Padre 2	28,6772857	*
Hijo 1 Padre 3	95,948	
Hijo 2 Padre 3	84,8201429	

Los valores seleccionados señalados en la tabla 3 con un asterisco, son los menores entre todos los resultados de la descendencia, pero esto no los convierte del todo en la solución más cercana al óptimo del problema, ya que al comparar con los valores fitness de los padres, solo uno de los dos valores seleccionados de los hijos es mejor (28,6772867), es por esta razón que la ascendencia

no es eliminada al reproducirse, pues puede contener una mejor solución que la que ofrece su progenie.

Una vez finalizado el proceso de selección, cruce y mutación con la población 1, se tomarán los mejores padres y los mejores hijos hasta que completen el valor de población inicial para que conformen la siguiente generación, y así, iniciar nuevamente selección, cruce y mutación hasta un número indeterminado de generaciones que se detendrá sólo cuando se cumpla un criterio de parada en la programación, que será un margen de tolerancia de 0.2% de diferencia entre las soluciones que arrojaron el menor tiempo de ruta (esta tolerancia es un valor que puede ser definido por los usuarios de la programación); es decir, en el momento en el que las soluciones presenten valores con tan solo 0.2% de diferencia en tiempos entre ellas, el algoritmo habrá convergido. A continuación, se muestra el diagrama de flujo del algoritmo genético (Figura 18)

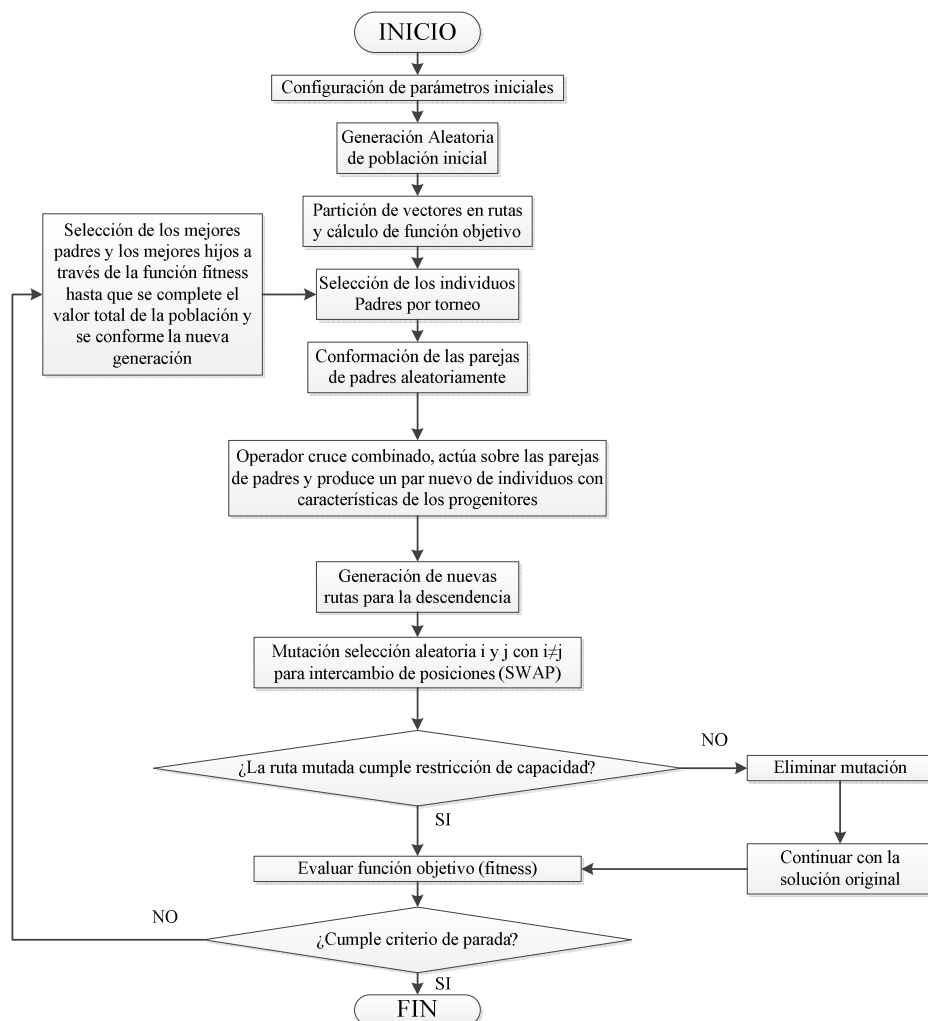


Figura 18. Diagrama de flujo del Algoritmo Genético.

5.2 Descripción del algoritmo de optimización por enjambre de partículas

En el PSO cada partícula es la representación de una solución posible en el espacio de búsqueda, y cada una de ellas tiene asociado un valor fitness y una velocidad, que direccionan la partícula hacia la solución. Un enjambre de partículas se representa como se muestra a continuación:

Sea

N : Dimensión de la partícula

m : Número de partículas.

$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{il}, \dots, x_{iN})$: Posición de la partícula i – ésima

$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{il}, \dots, v_{iN})$: Velocidad de la partícula i – ésima

$P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{il}, \dots, p_{iN})$: Mejor solución de la partícula i – ésima (pbest)

$P_{gi} = (p_{gi1}, p_{gi2}, \dots, p_{gil}, \dots, p_{giN})$: Mejor solución global del enjambre ($gbest$)

Las partículas actualizan sus posiciones y velocidades durante el proceso iterativo de la siguiente manera:

Sea $x_{il}(t)$ la posición de la partícula i en la dimensión l –ésima en el momento t .

La posición de la partícula se actualiza a partir de:

$$x_{il}(t + 1) = x_{il}(t) + v_{il}(t + 1) \quad (3)$$

Donde $x_{il}(t)$ es la posición de la partícula i en la dimensión l –ésima en el momento t y $v_{il}(t)$ es la velocidad de la partícula i en la dimensión l –ésima en el momento t .

A su vez la velocidad de cada partícula se actualiza mediante:

$$v_{il}(t + 1) = w(t)v_{il}(t) + (c_p rand()) [p_{il}(t) - x_{il}(t)] + (c_g rand()) [p_{gl}(t) - x_{il}(t)] \quad (4)$$

Aquí c_p y c_g son los factores de aprendizaje cognitivo y social, $rand()$ es un número aleatorio con distribución uniforme en el intervalo $[0,1]$, $w(t)$ es el factor de inercia en el momento t , $p_{il}(t)$ es la mejor posición personal de la partícula i y finalmente $p_{gl}(t)$, que representa la mejor solución global del enjambre.

La velocidad de cada partícula conduce el proceso de optimización y tiene bajo consideración el conocimiento propio de ésta y el conocimiento social, resultado del intercambio de información a la vecindad de la partícula. El conocimiento propio de la partícula también conocido como el componente cognitivo, el cual es proporcional a la distancia de la partícula desde su mejor posición encontrada dado el primer movimiento realizado y se denota como $pbest$. El componente social de la ecuación de velocidad, $gbest$, referente al intercambio de información.

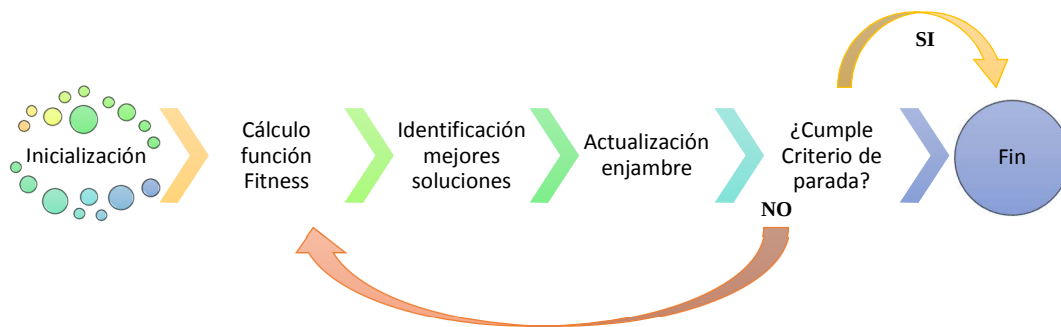


Figura 19. Etapas del PSO.

En el gráfico anterior se pueden observar las seis etapas del PSO: En la primera etapa se inicia el enjambre de manera aleatoria, en la segunda se calcula el valor de la función de aptitud *fitness* para cada partícula, en la tercera etapa se identifica la mejor solución personal $pbest$ y la mejor solución global $gbest$, en la cuarta etapa se actualiza la velocidad y la posición de cada partícula, utilizando las ecuaciones mencionadas anteriormente; luego de actualizar el enjambre, se verifica el criterio de calidad, para evaluar la finalización del algoritmo.

5.2.1 Representación de la solución. El VRP es un problema de optimización combinatoria con soluciones en el dominio de los enteros y el PSO fue creado con el objetivo de solucionar problemas con dominio en el espacio continuo; por lo tanto es necesario que la relación entre la posición de la partícula y las rutas de vehículos estén definidas cuidadosamente (Pornsing & Choosak, 2014) Para el diseño de un PSO exitoso en la implementación del problema de ruteo de vehículo es clave la correspondencia adecuada entre las soluciones del VRP y las partículas en PSO (Marinakis, Migdalas A, & Pardalos, 2010).

El método de decodificación es el procedimiento para convertir la representación de la solución en la solución específica del problema (Geetha & et, 2010).

En la representación de la solución la dimensión de la posición de la partícula es igual al número de albergues en el problema. Para n albergues, cada partícula se codifica como un vector de números reales con n dimensiones, cada arreglo es un número continuo entre $[0, n]$ (Wang, Wu, Zhao, & Feng, 2006). De acuerdo a lo anterior, la representación de la solución para un VRP con n albergues, es una partícula n -dimensional en el espacio del problema $S_i = (s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{id}) \ i = 1, 2, \dots, n$.

5.2.1.1 Método de Codificación y decodificación

5.2.1.1.1 *Codificación de la ruta.* En un comienzo, las soluciones (partículas) se almacenan a través de la representación de un tour, es decir, a través de la secuencia específica de los nodos. Para un problema de 6 albergues una posible representación del tour es:

4	5	2	3	1	6
---	---	---	---	---	---

Con base en lo anterior, la solución inicial debe ser codificada en un arreglo o matriz con el objetivo de aplicar el algoritmo PSO. Dicha conversión se realiza mediante la siguiente ecuación:

$$x_{ij} = x_{min} + \frac{x_{max} - x_{min}}{n * [y_{il} - 1 + rand()]} \quad (5)$$

Donde:

y_{ij} Es la l -ésima dimensión de la i -ésima solución

x_{ij} Es la l -ésima dimensión de la i -ésima partícula.

$rand$ Es un número uniformemente distribuido entre $[0, 1]$

n representa el número de albergues

x_{min} y x_{max} Son los valores límite de la posición de la partícula.

El siguiente ejemplo ilustra la transformación de la permutación de los albergues (solución codificada) a sus valores posición equivalente en el espacio solución del PSO utilizando la ecuación (5), los valores frontera mínimo y máximo (x_{min} y x_{max}) se seleccionan arbitrariamente; en la tabla 4 se observa un ejemplo de conversión de las soluciones en valores de posiciones continuas.

$y_i = (4, 5, 2, 3, 1, 6)$; Solución codificada

$n = 6$; Número de albergues en la ruta

$x_{min} = 1$; Seleccionado de forma arbitraria

$x_{max} = 15$; Seleccionado de forma arbitraria

Tabla 4.

Ejemplo conversión de las soluciones en valores posiciones continuas.

Dimensión (I)	1	2	3	4	5	6
Solución	4	5	2	3	1	6
Valor de la posición (x_{ij})	4.82	8.44	6.93	2.91	1.23	9.95

5.2.1.1.2 *Decodificación de la ruta.* Luego de calcular la velocidad y actualizar la posición, esos valores reales de la posición de la partícula se convierten de nuevo en soluciones del VRP, valores enteros, utilizando el método ROV (Rank Order Value) (Liu, Wang, & Jing, 2008). El ROV usa el valor de posición más pequeño de una partícula y le asigna el menor valor del rango n ; igualmente la posición en la que se ubica el siguiente SPV toma el valor del siguiente entero en n y así sucesivamente. De acuerdo a lo anterior, en la tabla 5 la nueva solución al VRP para un vector actualizado de la posición es:

Tabla 5.

Ejemplo para la aplicación de ROV.

Dimensión (I)	1	2	3	4	5	6
Valor de la posición (x_{ij})	4.82	8.44	6.93	2.91	1.23	9.95
Solución	3	5	4	2	1	6

Luego de realizar el proceso de decodificación de la solución se procede a considerar las demandas de los albergues para generar las rutas. Cada ruta se forma basándose en la capacidad del vehículo, es decir, un albergue puede ser añadido si su demanda es menor a la capacidad del vehículo, de no ser así el albergue es asignado a otra ruta.

Las rutas deben tener como punto de partida y punto final el depósito. La asignación de las rutas se realiza de izquierda a derecha comprobando nodo a nodo si la demanda del albergue es menor a la capacidad del vehículo en ese momento t .

Para lograr la variación del peso inercial a lo largo de cada iteración se hace uso de la siguiente fórmula, en la cual K representa el número de iteraciones y k es la iteración actual:

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{K} k \quad (6)$$

Existen diversas investigaciones que han propuesto valores específicos para la inercia, que consideran el peso inercial como una constante e incluso proponen hacerlo variar durante cada iteración de manera decreciente o creciente; se ha generado un modelo (Pérez López, 2005) que genera el peso inercial de manera aleatoria y logra evitar la dependencia de este factor con el número de iteraciones, como se muestra a continuación (figura 20).

PESO INERCIAL	PARÁMETROS BÁSICOS DEL ALGORITMO
Linealmente Decreciente	$w = [0.9, 0.4]$ $c_p = c_g = 2$
Linealmente Decreciente	$w = [0.9, 0.4]$ $c_p = c_g = 1.49445$
Aleatorio	$w = 0.5 + \frac{rnd}{2}$ $c_p = c_g = 1.49445$
Linealmente Decreciente	$w = 0.95$ $c_p = c_g = 2$
Constante	$w = 0.4$ $c_p = c_g = 2$

Figura 20. Parámetros Básicos del Algoritmo. Adaptado de Contribución a los Métodos de Optimización basados en Procesos Naturales y Su Aplicación a la medida de antenas en campo próximo (Pérez López, 2005).

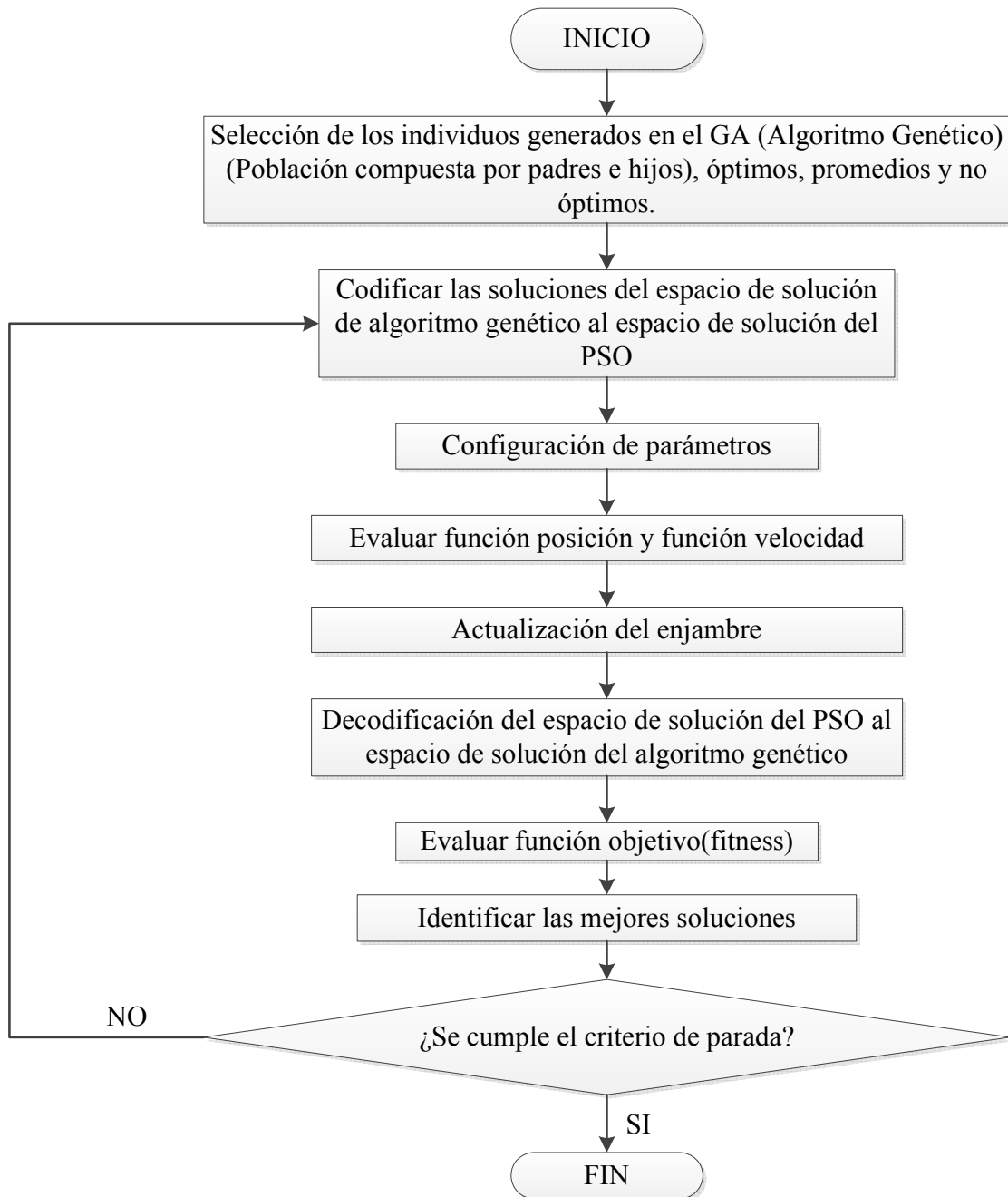


Figura 21. Diagrama de flujo del PSO.

6. Validación del algoritmo

6.1 Instancias

Las instancias son grupos de datos que se usan para evaluar la bondad de los resultados ante los métodos propuestos de optimización; se usan con frecuencia en el ámbito científico para comparar los resultados obtenidos con los de la literatura; estas instancias se asocian a las características propias de la investigación y se usan en la corrida determinada de un modelo.

Actualmente no existe un punto de referencia en la literatura que determine una forma óptima para la validación del VRPSD, por lo tanto, muchos autores generan sus propios problemas de prueba (Huang, Gan, Bevilacqua, & Figueroa, 2011), en esta investigación se decide utilizar las instancias de Solomon como validación del algoritmo, teniendo en cuenta que el diferencial generado puede ser muy alto, lo que confirmaría la hipótesis anteriormente planteada.

El conjunto de instancias propuesto por el autor Marius Solomon en el año 1987, es un invaluable punto de referencia para validar técnicas heurísticas del VRP. El banco de pruebas consta de 56 instancias que se representan mediante la siguiente notación dividida en seis (6) tipos de problemas: C1 (09), C2 (08), R1 (12), R2 (11), RC1 (08) y RC2 (08) (el número entre paréntesis indica la cantidad de instancias que existe en cada conjunto). Estos bancos de pruebas contemplan diversos factores que pueden influir en el comportamiento de las metaheurísticas de programación y planteamiento de las rutas. Los factores mencionados tienen en cuenta datos geográficos y número de clientes (damnificados en el caso de la presente investigación) atendidos por vehículo. En R1 y R2, los datos geográficos son aleatoriamente generados por una distribución uniforme, mientras en C1 y C2 se contempla la ubicación de los clientes en clústeres y finalmente para RC1 y RC2 se ponen algunos clientes aleatoriamente y los restantes en clústeres.

El conjunto de problemas 1: R1, C1 y RC1, son de corto horizonte de programación, los problemas 2: R2, C2 Y RC2, son de largo horizonte de programación, es decir que varios clientes pueden ser servidos por un mismo vehículo, generando menos rutas que en el conjunto anteriormente mencionado de problemas 1.

El orden correcto para identificar el tipo de problema que se va a correr en el modelo es el siguiente: primero, el nombre del grupo (C, R, RC), segundo, el horizonte de programación

respectivo (1 o 2), tercero, el número de problema concreto (01, 02, 03, etc.) y finalmente el número de clientes (damnificados) de la instancia separado por un punto. Ejemplo: RC101.100, la traducción sería que corresponde a la primera instancia de los problemas de semiclústeres con 100 clientes. (Solomon, 1987).

La presente investigación se prueba con las instancias C101, C102, C103, R101, R102, R103, RC101, RC102, RC103, C201, C203, R201, R202, R 203, RC201, RC202 y RC203 de la literatura, con el fin de conocer el comportamiento del algoritmo en los 3 tipos de experimentos. Las instancias de Solomon según la literatura son un excelente mecanismo para la evaluación del VRP, pues recopila los parámetros fundamentales presentes en el ruteo de vehículos tratado en esta investigación.

6.2 Resultados de la validación

El algoritmo propuesto en este documento para la solución del problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas (VRPSD), es verificado con las instancias propuestas por el autor Solomon en el año de 1987 como se ha mencionado anteriormente en el capítulo de validación; es por ello que se decide tomar los tres (3) primeros problemas de cada clase de instancia para un total de 18 ítems de prueba (C1, C2, R1, R2, RC1 y RC2).

Cada uno de los problemas se correrá cinco (5) veces con un valor de 100 iteraciones, con el objetivo de no incurrir en esfuerzos computacionales innecesarios. Las demandas de los albergues son modeladas a partir de una distribución normal. El algoritmo fue desarrollado en Python versión 3.6.5 anaconda, en un equipo con procesador Intel ® Core TM I5 con 16 GB de memoria RAM instalada.

En el apéndice B se encuentran los resultados completos, obtenidos en las cinco (5) corridas hechas para cada una de las instancias seleccionadas, el promedio, la mejor solución conocida de la literatura y el resultado arrojado por el algoritmo diseñado. A continuación, en la tabla 6 (tabla resumen), se observa como el grupo de instancias R1, tienen los menores valores del GAP (diferencial), esto quiere decir que entre más dispersos estén los clientes (albergues) mejor será el desempeño del algoritmo siempre y cuando se contemple un horizonte corto de programación, o sea, que varios clientes (albergues) sean atendidos por un mismo vehículo.

Tabla 6.

Resumen de resultados de la validación de las instancias de Solomon.

Instancias	Algoritmo	Media	Mejor conocida	Gap
C101	AG	3066,6814	898,94	241,14417
	PSO	2064,9742	898,94	129,71213
AC102	AG	3090,981	828,94	272,88356
	PSO	1982,5434	828,94	139,16609
C103	AG	3111,6706	828,06	275,7784
	PSO	2053,3176	828,06	147,96725
R101	AG	2704,746	1650,8	63,84456
	PSO	2322,5434	1650,8	40,69199
R102	AG	2707,8477	1486,12	82,20922
	PSO	2299,262	1486,12	54,71577
R103	AG	2752,1014	1292,68	112,89889
	PSO	2292,7948	1292,68	77,367546
RC101	AG	3578,4332	1696,95	110,8744
	PSO	2874,0396	1696,95	69,365014
RC102	AG	3569,3156	1554,75	129,57489
	PSO	2890,7794	1554,75	85,932105
RC103	AG	3527,8056	1261,67	179,61397
	PSO	2933,831	1261,67	132,53553
C201	AG	3243,3416	591,56	448,26925
	PSO	2386,1916	591,56	303,37271
C202	AG	3219,2244	591,56	444,19237
	PSO	2384,0936	591,56	303,01805
C203	AG	3228,7596	591,17	446,16432
	PSO	2390,3692	591,17	304,34548
R201	AG	2693,3118	1252,37	115,0572
	PSO	2338,2396	1252,37	86,705175
R202	AG	2695,3948	1191,7	126,18065
	PSO	2316,3622	1191,7	94,374608
R203	AG	2769,9356	939,5	194,83082
	PSO	2268,9778	939,5	141,50908
RC201	AG	3623,7496	1406,94	157,56248
	PSO	2897,2018	1406,94	105,9222
RC202	AG	3549,6326	1365,64	159,92447
	PSO	2896,4342	1365,64	112,09354
RC203	AG	3597,7614	1049,62	242,76799
	PSO	2891,245	1049,62	175,45636

7. Caso de estudio

La implementación del modelo objeto de esta investigación se demuestra a través de un caso de estudio donde se ubicaron los albergues y se crearon las rutas de distribución de recursos en la ciudad de Bucaramanga – Santander.

7.1 Análisis de mapas

Se toma el mapa de la división política de la ciudad de Bucaramanga para ubicar el depósito y los albergues pertenecientes a esta investigación, para lo cual se usa la herramienta de georreferenciación google maps, que permite establecer la localización exacta respectiva.

Los albergues propuestos para la ciudad, son espacios de carácter temporal que brindan protección a las personas que han sido damnificadas a raíz de una emergencia o una amenaza; en estos espacios se ofrece techo, vestuario, medicamentos, alimento y servicios médicos a aquellos individuos en condición de vulnerabilidad por un evento destructivo de cualquier índole. Frecuentemente están ubicados en parques, colegios, universidades, salones comunales y polideportivos donde se construyen viviendas temporales o en su defecto, tiendas de campaña.

A continuación, en la figura 22 se muestra la simbología implementada en el mapa político de la ciudad, y en la figura 23 se pueden identificar los albergues y el depósito ubicados en el mapa político.

Lugar	Icono
Depósito	
Albergue	

Figura 22. Simbología implementada para representar los albergues y el depósito.

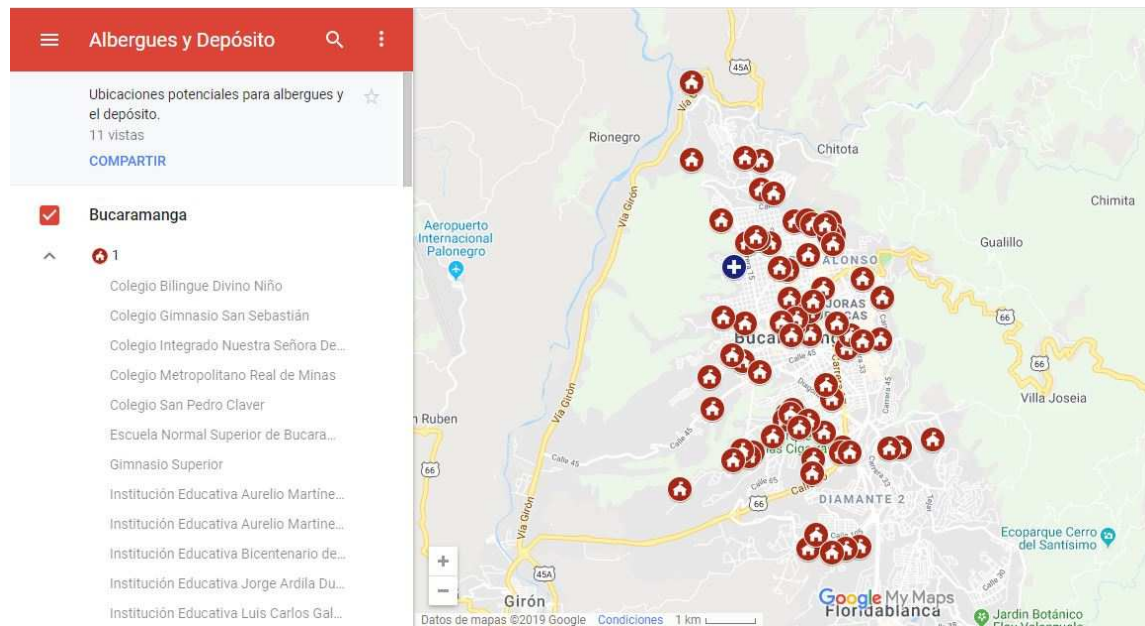


Figura 23. Ubicación de los albergues en el mapa. Adaptado de Google Maps.

Cada uno de estos albergues posee un valor de vulnerabilidad ya que la percepción del riesgo es diferente para cada persona, cuestión que hace necesario estandarizar en una escala el termino (Vulnerabilidad) como tal. Considérese 5 el nivel más alto de vulnerabilidad y 1 el nivel más bajo de daño contemplado. En la tabla 6 se explican a detalle los niveles de vulnerabilidad.

Tabla 7.
Niveles de vulnerabilidad de un albergue.

Clase	Nivel de vulnerabilidad	Descripción
5	Muy alto	La edificación presenta caída de sus elementos estructurales, muros y vidrios rotos, aunque no en un 100% pero su funcionalidad es nula.
4	Alto	La edificación presenta daños graves en los muros y/o caídas de algunos de ellos. Se requiere de un mediano plazo para su recuperación.
3	Medio	La edificación presenta daños en algunos de los muros, fisuras en las vigas y aun puede seguir en uso.
2	Bajo	La edificación presenta daños marginales como pequeñas grietas en los muros.
1	Muy Bajo	La edificación no presenta daños.

Adaptado de Evaluación de Vulnerabilidad Sismica actual de albergues temporales en Bucaramanga aplicando algoritmos de clasificación supervisada (Cifuentes Urrego & Fuentes Jerez, 2018).

7.1.1 Descripción de las rutas. Las rutas se trazan a partir del procedimiento que mejor se ajuste para encontrar la distancia entre los nodos, el recorrido y las rutas establecidas para la situación de emergencia. Cada una de estas rutas está conformada por nodos, donde siempre el punto (nodo) inicial y final será siempre el depósito y los nodos restantes representan los albergues. Las rutas escogidas como factibles deberán ser recorridas por los vehículos disponibles (con capacidad finita) para suplir la demanda de todos los afectados (damnificados).

7.1.2 Cálculo de la demanda. Es necesario establecer la cantidad de kits requeridos para suplir adecuadamente los albergues y maximizar la satisfacción de los afectados por medio de la demanda media de los nodos, para realizar este análisis, se toman los datos referentes a la capacidad de cada uno de los albergues planteados por (Barrera Navarro & Hernández Gómez, 2016).

La demanda media depende de los valores referentes a capacidad máxima de albergados, porcentaje (%) real de personas que estarán refugiadas en el albergue, cantidad de personas beneficiadas por kit y finalmente cantidad de kits demandados por cada uno de los albergues.

Para determinar el porcentaje real de personas que se encontrarán refugiadas en los albergues, se aplicó el supuesto de que cuando una catástrofe sísmica suceda no todas las edificaciones y viviendas en general de la ciudad serán destruidas o inhabitables, lo que quiere decir que los albergues no estarán llenos al máximo de su capacidad, motivo por el cual se decide tomar un porcentaje del treinta por ciento (30%) como parámetro para el *% real de personas albergadas*.

De acuerdo a lo anteriormente descrito, el número real de albergados (***n***) es el resultado de operar la capacidad máxima del albergue (***C***) por el % real de personas albergadas, como se muestra en la siguiente ecuación:

n = Número real de personas albergadas

C = Capacidad máxima del albergue

$$n = C * \% \text{ real de albergados}$$

En la tesis de (Barrera Navarro & Hernández Gómez, 2016) se determina que un kit puede abastecer a un grupo de cinco (5) personas durante una semana (siete días), con base en esta

información para esta investigación se asignará un kit por cada 5 personas que se encuentren refugiadas, en caso de que el número de personas no sea un múltiplo de cinco se procede a dejar un kit adicional para abastecer la necesidad del nodo, como se muestra a continuación.

$$\#Kis\ demandados = \left(\frac{n}{5}\right)$$

Con el valor correspondiente al número de kits demandados, se procede a calcular la media y la desviación estándar de los mismos (los datos que respaldan esta sección, se pueden encontrar en el apéndice C que se encuentra en el CD), reflejando un comportamiento de distribución normal, como se muestra en la figura 24.

7.2 Red de transporte

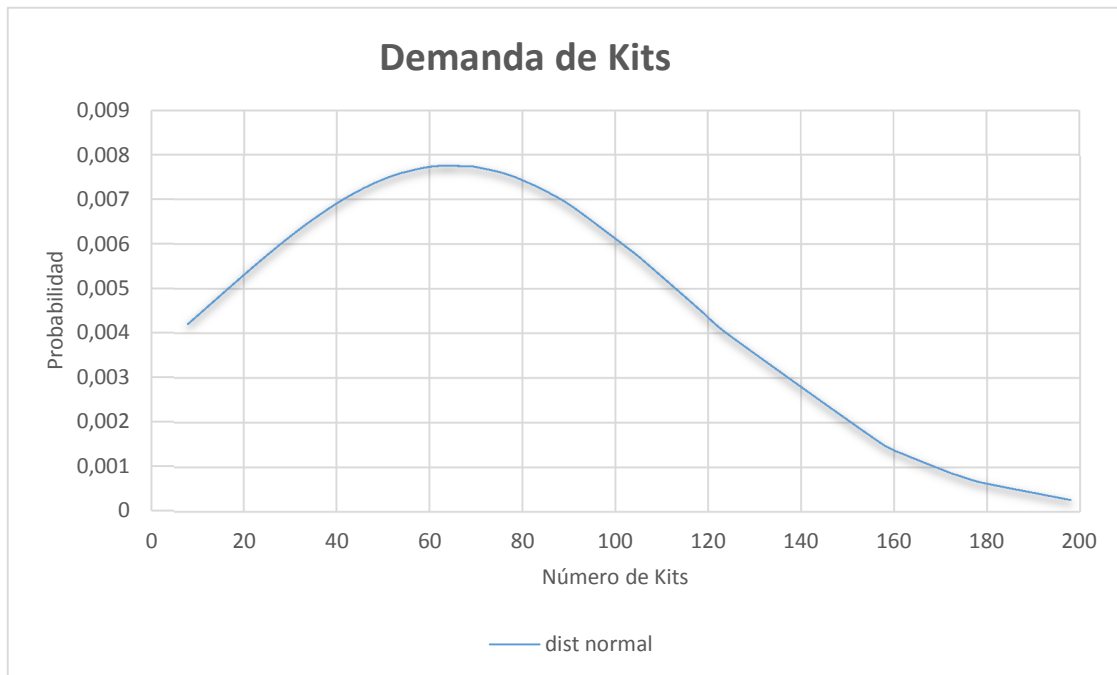


Figura 24. Comportamiento de la Probabilidad de la demanda en cantidad de kits.

La red de emergencia de Bucaramanga, fue construida a partir de una aplicación de Google Maps que permite geo - localizar todos los puntos comprendidos en la red, incluyendo la información de la red de carreteras (sentidos de circulación vial) y la representación geográfica de la solución. La información representada está basada en el desarrollo de proyectos de investigación anteriores (Barrera Navarro & Hernandez Gomez, 2016) además de una profunda búsqueda y recolección de la información. En este proyecto, a diferencia de muchos trabajos de investigación,

en los que se considera una red simétrica, se tiene en cuenta los sentidos de las vías de acuerdo a la malla vial de la ciudad, luego la red del problema de esta investigación es una red asimétrica.

En el mapa que se muestra en la figura 25, se identifican los albergues y sus respectivas vulnerabilidades, las cuales dependen de la zona en la cual se encuentran ubicados los mismos, se demarcan las fallas geológicas que atraviesan la ciudad, además se encuentran las instituciones de atención de emergencias como bomberos, defensa civil y policía, y finalmente se trazan las vías de emergencia identificadas por el Consejo Municipal para la Gestión del Riesgo de Bucaramanga (Véase individualmente los elementos representados en el mapa al hacer clic en el hipervínculo de “Red de transporte de Bucaramanga”).

A continuación, se describe el inventario de equipos con el que se cuenta actualmente:

- Volquetas: 15 carros, la alcaldía de Bucaramanga cuenta con volquetas doble troque para la distribución de ayudas humanitarias, las cuales cuentan con una capacidad aproximada de 22 toneladas que equivale a 608 kits c/u.
- Centro de distribución: El depósito o centro de distribución se encuentra localizado en la carrera 12 # 15 – 36 en el barrio Gaitán, con una capacidad de almacenamiento de 9300 kits.

Cada kit está conformado por una caja de cartón corrugado con dimensiones de 34,2 cm de ancho, 28.4 cm de alto y 24 cm de profundidad. El kit contiene porciones para alimentar 5 personas por una semana.

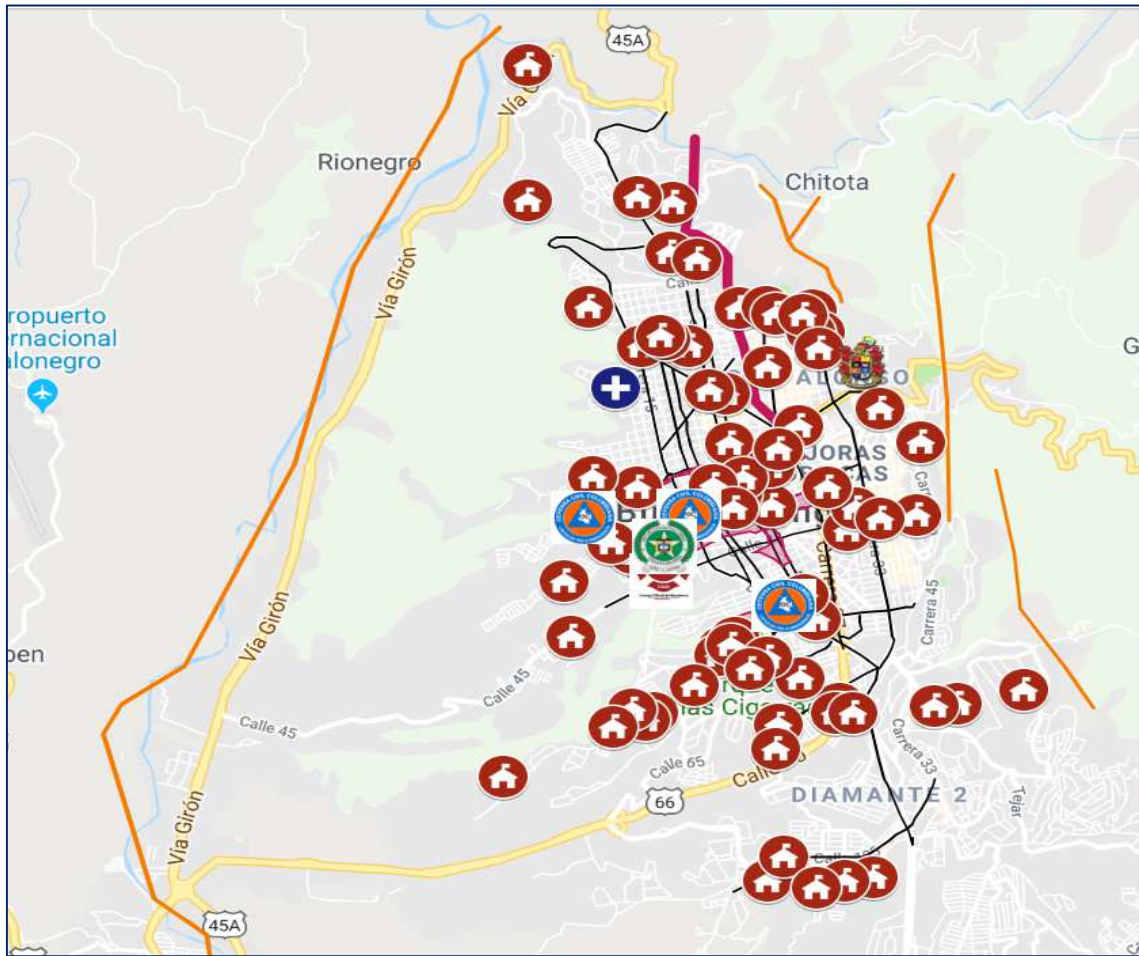


Figura 25. Red de transporte de Bucaramanga. Adaptado de Google Maps.

7.3 Generación de escenarios

Se desarrolla un escenario de prueba, en el cual se considera la escala de Mercalli con una intensidad de 7, teniendo en cuenta la ubicación, capacidad y vulnerabilidad de los albergues descritos anteriormente.

Este escenario cuenta con 73 albergues entre zonas verdes (parques), zonas deportivas (coliseos, estadios y canchas) y centros educativos (colegios y universidades), los cuales se encuentran distribuidos a lo largo de la ciudad y un depósito.

La demanda usada en los albergues está dada en relación al daño que puede ser causado en las diferentes zonas de la ciudad, para lo cual se registra que los albergues serán ocupados en un 60% de su capacidad, se crea un mapa por medio de la herramienta de georreferenciación Google Maps

que permita mostrar gráficamente el escenario generado con toda la información referente a vulnerabilidad, capacidad del albergue y demanda. A continuación, en la figura 26 se muestra cómo se visualiza un albergue y sus características desde la herramienta de georreferenciación. (En el apéndice D, se encuentran los datos del comportamiento de las demandas del escenario).

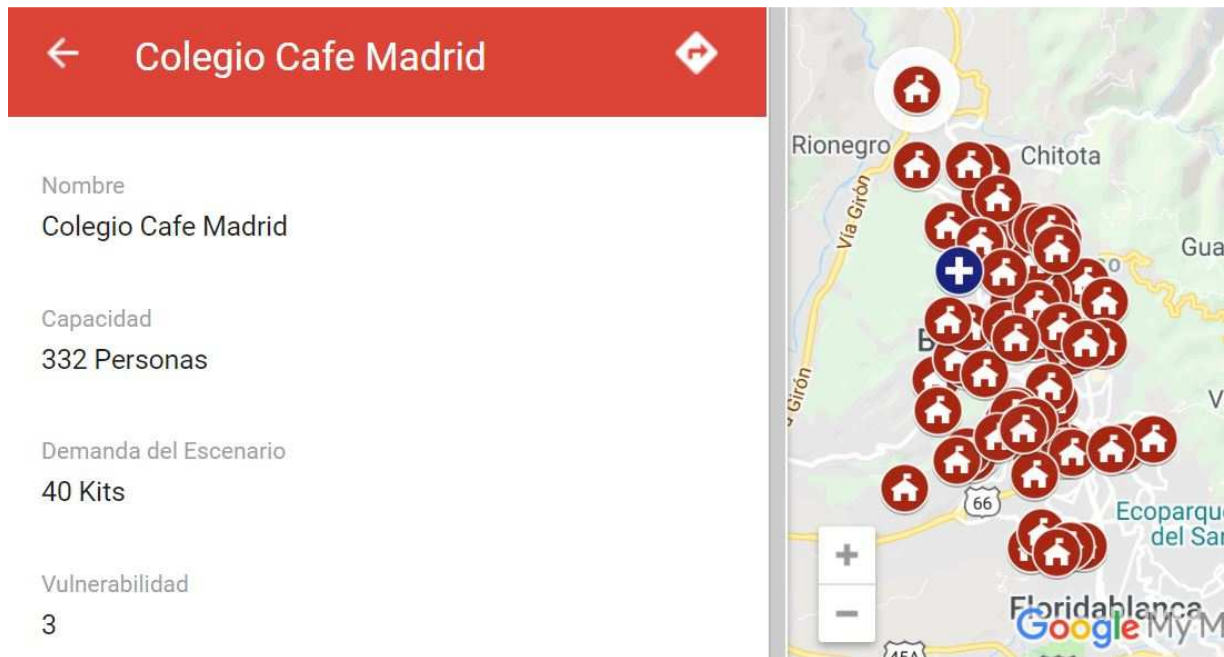


Figura 26. Visualización del albergue colegio Café Madrid y sus características. Adaptado de Google Maps, Demandas obtenidas por el algoritmo en un escenario con intensidad 7.

Al plantear el escenario con intensidad 7 e ingresar los datos en el algoritmo, este último arroja los resultados de las mejores rutas a seguir para la distribución de ayudas. En la figura 27 se observa una de las rutas, de manera tal que el lector pueda apreciar la forma de visualización que proporciona la herramienta de Google Maps, donde el orden que debe seguir el vehículo para visitar los albergues, es indicado por el orden del alfabeto. Seguida a la figura 27, se encuentra el hipervínculo que proporciona la posibilidad de entrar a la herramienta de Google Maps donde se refleja cada una de las rutas generadas para el recorrido total de los albergues.

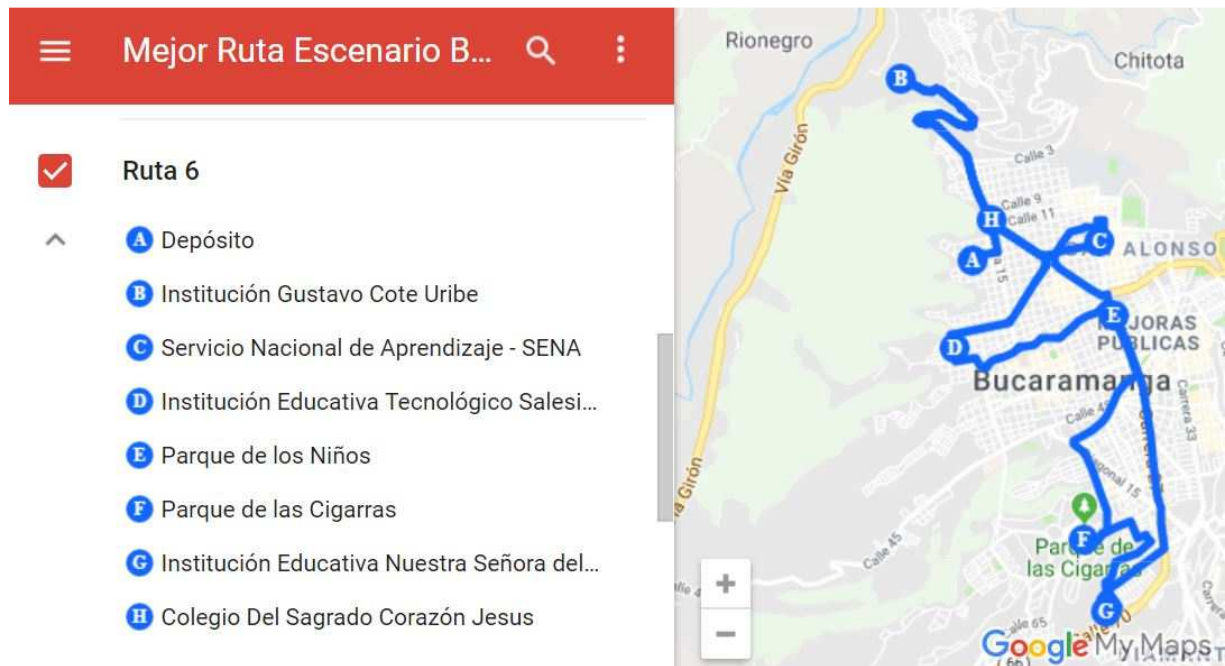


Figura 27. Ruta 6 del escenario con intensidad 7. Adaptado de Google Maps, Rutas generadas a través del algoritmo para un escenario con intensidad 7.

8. Resultados

8.1 Resultados generales

En cuanto al algoritmo genético, como se menciona en el capítulo del diseño del mismo (algoritmo genético); se consideró una población inicial de 3000 individuos, por medio del operador de selección por torneo se escogieron 1500 soluciones, correspondientes a los mejores individuos para ser padres; este proceso de selección se realizó de forma aleatoria. Una vez finalizado, se procedió al cruce combinado donde se creó la descendencia combinando partes de los dos padres para signar los valores a los hijos; en esta parte se destaca que este tipo de cruce es poco común como operador de los algoritmos genéticos y que posee una gran ventaja, que es mantener siempre la restricción de evitar valores (albergues) repetidos en cada opción de ruta, lo cual fue evaluado inmediatamente de acuerdo a las órdenes que se le dieron en la programación. Por lo tanto, nunca se tendrá una ruta que viole la capacidad del vehículo, pues cuando esto sucede, la ruta es eliminada automáticamente, permitiendo que los esfuerzos computacionales siguientes, se centren solamente

en opciones probables de ruta para continuar el procedimiento de mutación. Al finalizar todo el proceso con la población 1 (selección, cruce y mutación), se eligieron los mejores padres e hijos (de acuerdo a la función fitness) hasta completar 3000 individuos que conformarán la siguiente generación. De esta forma se continuó con un número indeterminado de generaciones que se detuvo sólo cuando se cumplió el criterio de parada en la programación (un margen de tolerancia de 0.2% de diferencia entre las soluciones que arrojaron el menor tiempo de ruta) que fue seleccionado por los investigadores; es decir, en el momento en el que las soluciones presenten valores con tan solo 0.2% de diferencia en tiempos entre ellas, el algoritmo habrá convergido

Se inició la hibridación y uno de los aspectos a resaltar en la investigación, son las múltiples situaciones presentadas en cuanto al desarrollo computacional del algoritmo se refiere. Para realizar el proceso de hibridación con el algoritmo de optimización por enjambre de partículas se decidió inicialmente, tomar 300 soluciones en grupos de 100, las mejores 100 soluciones, 100 soluciones con desempeño medio y 100 soluciones de bajo rendimiento, que provienen del proceso del algoritmo genético. Cuando se hizo esta clasificación, se quiso decir lo siguiente: las mejores soluciones, son aquellas que poseen los menores tiempos, a su vez, las soluciones de desempeño medio, son aquellas que no se enmarcan como buenas o malas, y finalmente, las soluciones de bajo rendimiento, son las que poseen los mayores valores de tiempo ante el problema propuesto. Estas 300 soluciones mencionadas, ingresaron al PSO, fueron codificadas y decodificadas y se propuso como criterio de parada 50 iteraciones para cada una de estas 300 soluciones, lo que desencadenó un tiempo computacional que superaba las 18 horas por corrida y que no ofrecía mejores resultados que el algoritmo genético. Estas 300 soluciones mixtas (buenas, medias, y malas) en los resultados de corrida del algoritmo híbrido, no mostraron mejoría después de las 5 iteraciones, por lo cual se definió un cambio en el criterio de parada de 50 a 30 iteraciones con el propósito de disminuir el tiempo computacional.

En este punto es vital destacar que uno de los aspectos relevantes del proyecto, es la premura en un escenario real con la que se requieren las rutas generadas por el algoritmo para iniciar la distribución de las ayudas humanitarias, ya que cada minuto cuenta para atenuar el porcentaje de vidas perdidas. Sin embargo, aunque se realizó una disminución en el número de iteraciones (de 50 a 30) el tiempo computacional seguía siendo un valor muy alto para las mejoras que ofrecía;

por tanto, la decisión final para el inicio del pso (la hibridación), fue de 45 soluciones distribuidas en 15 soluciones mejores, 15 soluciones de desempeño medio y 15 soluciones de bajo rendimiento.

Por otra parte, varios autores han investigado el resultado que tienen los coeficientes de aceleración sobre las trayectorias de las partículas y sobre la propiedad de converger del mismo, encontrando que si las constantes de aceleración aumentan, la frecuencia de oscilación de las partículas alrededor del óptimo incrementa, mientras que la disminución en estas constantes involucra la aparición de patrones sinusoidales (Marini & Walczak, 2015). Los investigadores decidieron usar las constantes de aceleración con valor de 2 ($c_p = c_g = 2$), de esta forma garantizaron que la media sea 1 y que las partículas sobrevuelen el objetivo la mitad del tiempo. (Marini & Walczak, 2015).

Para este proyecto se implementaron los parámetros del PSO más usados en la literatura y que han generado un efecto favorable en los resultados de otros trabajos, es decir, se tendrá en cuenta el modelo linealmente decreciente $c_p = c_g = 2$; $w = 0.9 - 0.4$.

$$c_p = c_g = 2; c_p > 0; c_g > 0; c_p = 2c_g \approx c_p c_p \gg c_g c_p \ll c_g$$

A continuación, se muestran los diez mejores resultados del algoritmo genético (AG) y la hibridación con el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO), siendo 1 el peor tiempo y 10 el mejor. Los datos completos que respaldan la figura 28 se encuentran en el apéndice E.

Tabla 8.

Resultado comparativo entre algoritmos genético (AG) y enjambre de partículas (PSO).

Iteración	AG	Hibrido
1	345,066667	353,1
2	343,510667	350,35
3	343,186667	338,508
4	342,849333	338,508
5	341,669333	338,508
6	339,764	338,508
7	337,394667	338,508
8	336,898667	338,508
9	336,106667	338,508
10	325,784	338,508

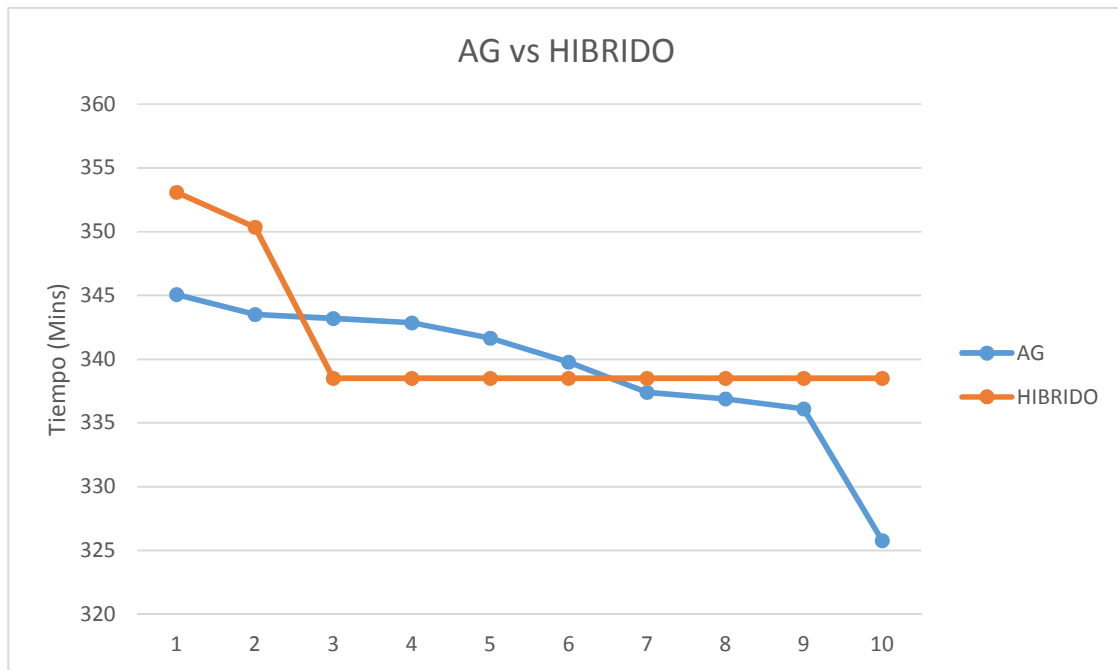


Figura 28. Resultado comparativo entre algoritmos genético (AG) y enjambre de partículas (PSO).

De la figura 28, se evidencia que el mejor comportamiento de optimización le pertenece al algoritmo genético, ya que hay una mejora representativa entre las diez mejores soluciones, contrario a lo que sucede con la hibridación (resultados de algoritmo genético más PSO). Aunque la función principal de la hibridación, es la expansión del espacio de búsqueda para obtener mejores resultados y no caer en óptimos locales, la metaheurística de algoritmo genético sigue proporcionando mejores tiempos y una gran variación, contrario al comportamiento de la hibridación que se vuelve constante después de mejorar el primer resultado.

Al comparar el resultado del mejor valor del algoritmo genético (325,784) y del híbrido (338,508), la diferencia entre ellos es tan solo de 3.759%, y aunque es un valor relativamente pequeño, también se podría tomar como el porcentaje que el PSO no logra optimizar para considerar exitosa la decisión de seleccionarlo para solucionar el VRPSD propuesto, incluso, es importante recordar que en la literatura es poco común el uso de una hibridación donde el PSO es el segundo proceso para un problema de ruteo de vehículos, generalmente este (PSO), se usa como el algoritmo principal.

9. Conclusiones

- ✓ En la literatura se encontró que la hibridación de cualquier metaheurística con el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO) proporciona mejores resultados que una única metaheurística. En este proyecto, el algoritmo PSO fue tomado para mejorar los resultados del algoritmo genético que se estableció como el algoritmo inicial o principal, a partir de los datos obtenidos en esta investigación se concluye que la hibridación de un algoritmo genético y algoritmo PSO, siendo el PSO el secundario; no proporciona el resultado de mejora esperado, porque los datos que arroja la hibridación son de menor calidad (tiempos con valores más altos) en comparación a los que arroja únicamente el algoritmo genético.
- ✓ La programación diseñada permitió que una ruta nunca violara la capacidad del vehículo, pues se eliminó automáticamente como posible (ruta), permitiendo que los esfuerzos computacionales se redujeran un 33,33% y se centraran solamente en opciones probables de ruta para continuar el procedimiento de mutación.
- ✓ Es probable que los datos presentados en esta investigación puedan converger en mejores resultados a un precio computacional muy alto (tiempos de compilación mayores a 18 horas), lo cual no es una opción para el tema objeto de este proyecto, que es la logística humanitaria donde los tiempos de respuesta son vitales para la preservación de la vida humana en casos de desastres naturales, lo cual es muy diferente a lo que se busca cuando se habla de una distribución comercial.
- ✓ A partir de la validación con las instancias de (Solomon, 1987), se evidencia que el grupo R1 son aquellas que arrojaron mejores resultados, es decir, que el valor del GAP (diferencial) es el menor; lo que indica que el presente algoritmo tiene un mejor desempeño cuando los albergues están dispersos y se contempla la posibilidad de que un mismo vehículo visite varios albergues, esto último (Solomon, 1987) lo denomina como instancias de corto horizonte de programación.

- ✓ Con el algoritmo utilizado en esta investigación se obtuvieron mejores resultados de tiempo en comparación a trabajos anteriores, como por ejemplo en la investigación de (Barrera Navarro & Hernandez Gomez, 2016), donde el porcentaje de mejora en la presente investigación es de 48,57%, es decir una diferencia de 307,706 minutos, respecto al tiempo que le toma a los vehículos hacer el recorrido total de la mejor ruta obtenida en el proyecto anteriormente mencionado.
- ✓ Para el desarrollo del algoritmo genético se escogió el operador de cruce combinado, el cual es poco usado en la literatura y el cual fue altamente responsable de las propiedades del algoritmo genético determinando en gran medida la evolución de la población y disminuyendo el tiempo computacional ya que aseguraba que luego del cruce los albergues no se repetirían.
- ✓ A partir de la decisión de evaluar inmediatamente las rutas una vez creadas, se garantizó la factibilidad de estas rutas sin violar la restricción de capacidad; este simple hecho potencializó el algoritmo diseñado, de forma tal, que no contempló espacios de búsqueda donde no era plausible invertir tiempo computacional pues quebrantaban las restricciones establecidas, permitiéndole al algoritmo enfocarse únicamente en rutas posibles para convertirse en óptimas.

10. Recomendaciones

- ✓ Se recomienda tomar el algoritmo PSO como la metaheurística principal a la hora de realizar una hibridación, ya que es probable que este orden, proporcione mejores resultados que usar el PSO como el método de optimización secundario, tal cual se realizó en la presente investigación.
- ✓ En la actualidad no existen instancias de prueba en la literatura para validar el VRPSD, por lo cual, muchos autores crean sus propios problemas de verificación, acción que sobrepasa los objetivos planteados en este proyecto; por tanto, se deja abierta la posibilidad de crear los parámetros adecuados para la validación del VRPSD y compararlos con los resultados aquí obtenidos como un tema a desarrollar para futuros investigadores.
- ✓ Este código queda abierto en esta sección, de manera que quienes utilicen el programa, puedan decidir cuál sería el criterio de parada más conveniente para el usufructo que se le esté dando en ese momento.

Referencias bibliográficas

- Aguilar, K., & Pérez, Y. (2013). *Un algoritmo memético para la minimización de makespan en el problema del Job Shop Sheduling*. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander .
- Alabas-uslu, C., & Dengiz, B. (2011). A self-adaptive local search algorithm for the classical vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*, 8990.
- Baños Navarro, R. (2006). Metaheurísticas Híbridas para Optimización Mono - Objetivo y Multi-objetivo.
- Barrera Navarro, A. R., & Hernández Gómez, A. P. (2016). Algoritmo Evolutivo para el problema de distribución de recursos post - desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga.
- Barrera Navarro, A. R., & Hernandez Gomez, A. P. (2016). *Un algoritmo evolutivo para el problema de distribución de recursos post-desastres sísmicos en la ciudad de Bucaramanga*. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.
- Bertsimas, D. (1992). A vehicle routing problem with stochastic demand.
- Bianchi Leonora et al. (2006). Hybrid Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands. *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms.*, 94.
- Bianchi, L. (2004). Metaheuristics for the vehicle routing problem with stochastic demands.
- Bianchi, L. e. (2006). Hybrid Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands. *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms.*, 94.
- Blum, Christian & Roli, Andrea. (2003). Metaheuristics in Combinatorial Optimization. *Overview and Comparison ACM Computing Surveys Vol. 35 No 3*, 268 - 308.
- Chepuri, K., & Homem De Mello, T. (Febrero de 2005). Solving the vehicle routing problem with stochastic Demands using the Cross Entropy Method.
- Chicano, J. (2007). Metaheurísticas e ingeniería de software. *Lenguaje y ciencias de la computación*. Málaga, España: Universidad de Málaga.

- Christiansen, C., & Lysgaard, J. (Noviembre de 2007). A branch - and - price algorthm for the capacitated vehicle routing problem with stochastic demands. *Operation Research Letter*.
- Cifuentes Urrego, A. Y., & Fuentes Jerez, J. L. (2018). *Evaluación de Vulnerabilidad Sismica actual de albergues temporales en Bucaramanga aplicando algoritmos de clasificación supervisada*. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.
- Corona, J. A. (2005). Hiperheurísticas a través de programación genética para la resolución de problemas de vehículos. Monterrey, México.
- Cutter, S. (26 de Febrero de 2013). Improving the Nation's Resilience to Disasters. *Eos Transaction; American Geophysical Union*.
- Davis, L. (1985). Applying adaptive algorithms to epistatic domains. *Proceedings of the international joint conference on artificial intelligence* , (págs. 162-164).
- Díaz, A., Glover, F., & H. Ghaziri, e. a. (1996). *Optimización Heurística y Redes Neuronales en dirección de Operaciones e Ingeniería*. Paraninfo S.A.
- Dror, M., Laporte, G., & Trudeau, P. (1989). Vehicle Routing with Stochastic Demands.
- Engelbrecht, A. (2007). Computational Intelligence. En *Computational Intelligence, An Introduction*. (págs. 285 - 357). John Wiley & Sons, Ltd.
- Galván, S., Arias, J., & Lamos, H. (2013). Optimización por simulación basado en EPSO para el problema de ruteo vehículo con demandas estocásticas. *Dyna*, 60 - 69.
- Gee, S. B., Arokiasami, W. A., Jiang, J., & Tan, K. C. (2016). Decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm for vehiclerouting problem with stochastic demands. *Springer Berlin Heidelberg*, 20 - 36.
- Geetha, S., & et, a. (2010). A hybrid particle swarm optimization with genetic operator fo vehicle routing problem. *Journal of advances in information techology*, 181-188.
- Gelves Tello, N. A., Mora Moreno, R. A., & Lamos Díaz, H. (2016). Solución del problema de ruteo de vehículos con demandas estocásticas mediante la optimización por espiral. *Facultad de ingeniería vol 25*, 7-19.
- Gendreau, M., Laporte , G., & Séguin, R. (Enero de 1996). Stochastic Vehicle Routing.

- Ghosh, A., & Gorai, A. (2011). Hue - Preserving Color Image Enhancement Using Particle Swarm Optimization. *Integration of Swarm Intelligence and Artificial Neural Network*, 157 - 168.
- Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers & Operations Research* , 533-549 .
- Hamalainen, W. (6 de Noviembre de 2006). Class NP, NP-complete, and NP-hard problems. Obtenido de <http://cs.joensuu.fi/pages/whamalai/daa/npsession.pdf>
- Hjorring, C., & Holt , J. (1999). New Optimality cuts for a single - vehicle stochastic routing problem.
- Holland, J. (1975). Adaptation in natural and artificial systems.
- Juan, Á. A., & et, a. (2009). Simulation and Reliability to vehicle Routing Problems with Stochastic Demands. Italia.
- Laporte , G., Louveaux, F., & Van Hamme, L. (2001). An integer L-Shaped algorithm for the capacitated vehicle routing problem with stochastic demands.
- Laporte, G. (1992). The vehicle routing problem. An overview of exact and approximate algorithm. *European Journal of Operational Research*, 345.
- Liu, B., Wang , L., & Jing, Y.-h. (2008). An effective hybrid PSO - based algorithm for flow shop schedulling with limited buffers. *Computers & Operations Research*, 2791 - 2806.
- López, A., Iniestra, G., & Colón, E. (2012). Un moelo bi-criterio para la ubicación de albergues, como parte de un plan de evacuación en caso de inundaciones. 35-56.
- Marinakis, Y., Migdalas A, & Pardalos, P. (2010). A hybrid particle swarm optimization algoritmh for the vehicle routing problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 463-472.
- Marini, F., & Walczak, B. (2015). Particle Swarm Optimization (PSO): A Tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. Obtenido de Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems.
- Mendoza , J., & Et al. (2010). A memetic algorithm for the multi - compartment vehicle routing problem with stochastic demands.

- Mendoza , J., Castanier, B., & Guéret, C. (2011). Constructive Heuristics for the Multicompartment Vehicle Routing Problem with stochastic Demands.
- Nier Obregón, A. P., & Niño Hernández, J. A. (2015). DESARROLLO DE UN ALGORITMO HÍBRIDO PARA RESOLVER EL PROBLEMA DE LOCALIZACIÓN - RUTEO (LRP). Bucaramanga, Santander, Colombia.
- Pérez López, J. R. (2005). *Contribución a los Métodos de Optimización basados en Procesos Naturales y Su Aplicación a la medida de antenas en campo próximo*. Cantabria, España.
- Perez, M., & Sancho, F. (2003). *Maquinas moleculares basadas en ADN*. Sevilla: Universidad de Sevilla-Secretariado de Publicaciones.
- Pornsing, & Choosak, A. (2014). A particle swarm optimization for the vehicle routing problem. *Tesis doctoral. Universidad de Rhode Island*.
- Rei, W., Gendreau, M., & Soriano , P. (22 de Enero de 2010). A hybrid Monte Carlo Local Branching Algorithm for the Single Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands.
- Sanchez, F. (2007). Métodos exactos y metaheurísticos para resolver el problema del agente viajero y el problema de ruteo de vehículos. En: 2007. *Escuela superior politécnica del editorial. Ecuador*.
- Sanchez, M. (2000). *Optimización combinatorial*. (U. d. Laguna, Editor) Recuperado el 20 de febrero de 2018, de Una mirada en 101 artículos: www.sinewton.org/numeros/numeros/43-44/articulo22.pdf
- Secomand, N., & Margot, F. (2009). Reoptimization Approaches for the vehicle Routing problem with stochastic Demands. *Operations Research*.
- Secomandi, N. (2001). *A rollout policy for the vehicle routing problem with stochastic demands*. SC: SE.
- Simón, D. (2013). *Evolutionary Optimization Algorithms*.
- Sivanandam, S. a. (2008). *Introduction to Genetic Algorithms* . Berlín, Cundinamarca, Colombia: Springer Science & Business Media.

- Solomon, M. (1987). Algorithms for the vehicle Routing and Scheduling Problems with Time Window Constraints. *Operations Research*, 254-265.
- Tan , K., Cheong, C., & Goh , C. (s.f.). Solving Multiobjective vehicle routign problem with stochastic demand via evolutionary computation.
- Tang H, Tan KC, Yi Z . (2004). *A columnar competitive model for solving combinatorial optimización problemas*. Neural Netw IEEE .
- Tas, D., Nico Dellaert, & Tom Van Woensel. (2014). *The time dependent vehicle routing problem with soft time windows and stochastic travel times*.
- Valdivieso, K., & Oviedo, D. (2016). Un algoritmo híbrido para el problema de ruteo de vehículos con tiempos de viaje estocásticos y ventanas de tiempo suave. Bucaramanga, Santander, Colombia.
- Vitoriano, B., Ortuño, M., & Tirado, G. (2011). A multi-criteria optimization model for humanitarian aid distribution. *Vol. 51*, 189-208.
- Vitoriano, B., Ortuño, M., & Tirado, G. (2011). A multi-criteria optimization model for humanitarian aid distribution. 189-208.
- Wang, W., Wu, B., Zhao, Y., & Feng, D. (2006). Particle swarm optimization for open vehicle routing problem. *Computation Intelligence*, 999-1007.